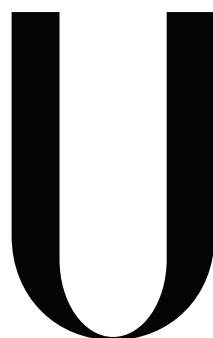


UNIVERSIDADE DE LISBOA
FACULDADE DE CIÊNCIAS
DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA GEOGRÁFICA, GEOFÍSICA E ENERGIA



LISBOA

UNIVERSIDADE
DE LISBOA

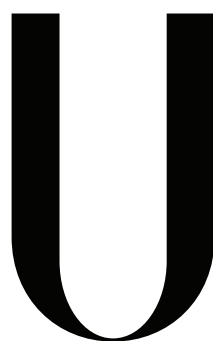
Modelação e Estimativa de Incertezas no Ensaio Quase-Dinâmico de
Coletores Solares Térmicos

Carolina Isabel da Silva Galvão

Dissertação
Mestrado Integrado em Engenharia da Energia e do Ambiente

2014

UNIVERSIDADE DE LISBOA
FACULDADE DE CIÊNCIAS
DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA GEOGRÁFICA, GEOFÍSICA E ENERGIA



LISBOA

UNIVERSIDADE
DE LISBOA

Modelação e Estimativa de Incertezas no Ensaio Quase-Dinâmico de
Coletores Solares Térmicos

Carolina Isabel da Silva Galvão

Dissertação
Mestrado Integrado em Engenharia da Energia e do Ambiente

Orientadoras:
Doutora Maria João Petronilo de Carvalho
Doutora Maria Teresa Chambino

2014

Agradecimentos

A realização desta dissertação marca o fim de uma importante etapa. Assim, gostaria expressar a minha gratidão face à orientação da Doutora Maria João Carvalho, não só por me ter dado a oportunidade de desenvolver este trabalho, que tanto me permitiu aprender e confiar mais nas minhas capacidades, como também por toda a disponibilidade e ajuda na elaboração da mesma. Agradeço igualmente às pessoas no LNEG com quem o meu caminho se cruzou por toda a acessibilidade e simpatia.

Quero agradecer aos meus colegas de casa, André e Tiago, pelo constante apoio e motivação. Aos meus companheiros de quatro patas, Quico e Anita, que me forneceram sempre aquele pelinho amigo quando era necessário.

À Yiyi, Sara e Xana, que apesar da distância, sempre se fizeram estar presentes nesta jornada com palavras e gestos amigos. Às minhas companheiras de trabalho Carolina, Luísa e Joana, com as quais fui partilhando os altos e baixos que representam a elaboração de uma dissertação de mestrado, e aos meus restantes colegas, família e amigos que me acompanharam durante esta jornada de seis anos.

Obrigada à Lisa por ter revisto a minha tese tão em cima da hora!

Um especial agradecimento ao Joaquim por toda a ajuda, motivação e carinho.

Dedico esta tese aos meus pais, em especial à minha mãe, porque sei que para ela estas páginas representam o realizar de um sonho.

Abstract

The present work discusses and evaluates the quasi-dynamic test procedure for solar thermal collectors according to EN12975, in terms of the determination of the collector parameters and their uncertainties.

The collector parameters are identified by multiple linear regression, applied using a *Python 3.3* environment. Two approaches were pursued, one using a weighted multiple linear regression (Weighted Least Squares) and another using a standard multiple linear regression (Ordinary Least Squares).

In the weighted multiple linear regression, the uncertainty of the input and output variables is estimated using the GUM procedure, while for the standard least squares approach, the uncertainty of those variables is accounted using the Monte Carlo method.

The two approaches were tested for the characterization of a glazed flat plate collector and an evacuated tube collector with satisfying results. Comparisons are made with the results already obtained at LES.

For the evacuated tube collector, two approaches for the modeling of the incidence angle modifier were taken, one using the factorized transversal incident angle for the direct beam radiation (dummy variables method), and another using a predefined polynomial equation cited on the literature. It is observable that the last gives a slight more accurate result than the first.

Keywords

Ordinary least squares; Weighted least squares; GUM; Monte Carlo method; Flat plate collector; Evacuated tube collector; Uncertainty measurement

Resumo

Neste trabalho é analisado o procedimento de ensaio quase-dinâmico para coletores solares térmicos de acordo com a norma EN 12975, em termos da determinação dos parâmetros característicos de coletor e das suas incertezas.

Os parâmetros do coletor são identificados por uma regressão multilinear, aplicada através de um ambiente de *Python 3.3*. Foram tomadas duas abordagens, uma utilizando uma regressão multilinear simples (métodos de mínimos quadrados) e outra utilizando uma regressão multilinear pesada (método de mínimos quadrados pesados).

Na regressão multilinear pesada, a incerteza das variáveis de entrada e de saída é estimada utilizando o procedimento descrito no GUM, enquanto que na regressão multilinear simples a incerteza dessas variáveis é contabilizada utilizando o método de Monte Carlo.

As duas abordagens são avaliadas para a caracterização de um coletor plano com cobertura e para um coletor de tubos de vácuo com resultados satisfatórios. São feitas comparações com os resultados já existentes no LES.

Para o coletor de tubos de vácuo, o modificador de ângulo de incidência é modelado de duas formas distintas, uma recorrendo à fatorização do ângulo transversal de incidência para a radiação direta (método de *dummy variables*), e outra recorrendo a uma equação polinomial citada na literatura. O segundo método devolve um melhor ajuste que o primeiro.

Palavras Chave

Mínimos quadrados Simples; Mínimos quadrado pesados; GUM; Método de Monte Carlo; Coletores planos; Coletores de tubos de vácuo; Estimativa de incertezas

Conteúdo

1	Introdução	1
1.1	Objetivos	2
1.2	Estrutura do trabalho	2
2	Enquadramento	3
2.1	Coletor solar térmico	4
2.2	Mercado de energia solar térmica	6
2.3	Garantia de qualidade	9
2.4	Laboratório de Energia Solar	11
2.5	Noções de probabilidade e estatística	12
3	Ensaio Quase-Dinâmico	15
3.1	Evolução de modelos transientes	16
3.2	Desenvolvimento do modelo do coletor	19
3.3	Comparação entre o ensaio quase-dinâmico e o ensaio estacionário	21
3.4	Metodologia de ensaio	21
4	Determinação de Parâmetros	25
4.1	Mínimos quadrados simples	26
4.2	Mínimos quadrados pesados	28
5	Cálculo de Incertezas	31
5.1	Cálculo de incertezas em metrologia	32
5.2	<i>Guide to the expression of uncertainty in measurement</i> - GUM	34
5.2.1	Lei da propagação de incertezas	35
5.3	Método de Monte Carlo	37
5.3.1	Metodologia	38
5.3.2	Aplicações e comparação com o GUM	39
6	Tratamento de Dados	41
6.1	Coletores solares térmicos de ensaio	42
6.2	Cálculo de relevância de parâmetros	42
6.3	Modificador do ângulo de incidência	43
6.3.1	Aplicação a coletores planos	43
6.3.2	Aplicação a coletores de tubos de vácuo	43
6.3.2.A	Modificador de Ângulo Transversal - <i>Dummy Variables</i>	44
6.3.2.B	Modificador de Ângulo Transversal - equação polinomial	46
6.4	Caso de Estudo: mínimos quadrados pesados e lei da propagação de incertezas	47
6.5	Caso de Estudo: mínimos quadrados simples e método de Monte Carlo	49
6.6	Cálculo computacional	51
7	Apresentação e Discussão de Resultados	53
7.1	Coletor plano	54
7.2	Coletor de tubos de vácuo	55
7.2.1	Modificador de ângulo de incidência - <i>dummy variables</i>	55
7.2.2	Modificador de ângulo de incidência - equação polinomial	57
7.3	Ensaio de Monte Carlo	59

8 Conclusão e Trabalho Futuro	61
8.1 Determinação de parâmetros característicos e suas incertezas	62
8.2 Modelação modificador de ângulo transversal	62
8.3 Trabalho futuro	62
Bibliography	63
Apêndice A Cálculo computacional	A-1
Apêndice B Variação ao número de ensaios de Monte Carlo	B-1

Lista de Figuras

2.1	Distribuição da potência recém instalada em 2011 por tipologia de coletor [1]	4
2.2	Representação de um coletor plano (esquerda) e de um coletor de tubos de vácuo (direita) - Adaptado[2]	5
2.3	Capacidade recém instalada anualmente de coletores planos e coletores de tubos de vácuo por região económica[1]	7
2.4	Quotas de mercado solar térmico europeu (capacidade recém instalada) [3]	8
2.5	Mercado solar térmico em Portugal- capacidade total e recém instalada (coletores com cobertura)[3]	8
3.1	Diagrama esquemático para o ensaio quase-dinâmico[4] (Adaptado)	22
4.1	Relação entre os dados experimentais e a regressão multilinear. A laranja estão representadas as variáveis de entrada do modelo e a azul a variável de saída.	27
5.1	Ilustração da propagação de incertezas para $n=3$ entradas independentes [5]	35
5.2	Ilustração da propagação de distribuições para $n=3$ entradas independentes [5]	38
6.1	Definição dos ângulos utilizados no cálculo do rendimento ótico para um coletor de tubos de vácuo alinhado paralelamente ao eixo Norte - Sul: γ_S - azimuth solar, α_S - altura solar, θ_t - ângulo de incidência transversal, θ_l - ângulo de incidência longitudinal [6]	44
6.2	Comportamento do modificador de ângulo de incidência num coletor de tubos de vácuo [7]	45
6.3	Fluxograma do cálculo computacional aplicado para o cenário GUM+WLS	51
6.4	Fluxograma do cálculo computacional aplicado para o cenário MCM+LS	52
7.1	Potência experimental vs potência modelada - coletor plano	54
7.2	Comparação erro percentual para os dois casos de estudo - coletor plano	55
7.3	Potência experimental vs potência modelada - coletor de tubos de vácuo, IAM modelado por <i>dummy variables</i>	56
7.4	Comparação erro percentual para os dois casos de estudo - coletor de tubos de vácuo, IAM modelado por <i>dummy variables</i>	57
7.5	Potência experimental vs potência modelada - coletor de tubos de vácuo, IAM modelado com equação polinomial	58
7.6	Comparação erro percentual para os dois casos de estudo - coletor de tubos de vácuo, IAM modelado com equação polinomial	58
A.1	Fluxograma do cálculo computacional aplicado para o cenário GUM+WLS: coletor ETC, modificador de ângulo de incidência por <i>dummy variables</i>	A-2

Lista de Tabelas

3.1	Valores impostos pela Norma EN 12975-2 para o ensaio quase-dinâmico	23
6.1	Coletores Utilizados no Ensaio Quase-Dinâmico	42
7.1	Resultados dos parâmetros característicos e incertezas para o coletor plano	54
7.2	Resultados dos parâmetros característicos e incertezas para o coletor de tubos de vácuo, IAM modelado por <i>dummy variables</i>	56
7.3	Resultados dos parâmetros característicos e incertezas para o coletor de tubos de vácuo - IAM modelado com equação polinomial	57
7.4	Relação entre a variação do número de ensaios de Monte Carlo, os parâmetros característicos e o erro residual - coletor plano	59
B.1	Relação entre a variação do número de ensaios de Monte Carlo, os parâmetros característicos e o erro residual - coletor de tubos de vácuo, <i>dummy variables</i>	B-1
B.2	Relação entre a variação do número de ensaios de Monte Carlo, os parâmetros característicos e o erro residual - coletor de tubos de vácuo, equação polinomial	B-2

Abreviaturas

AIE	Agência Internacional de Energia
ASHRAE	American Society of Heating, Refrigerating and Air-Conditioning Engineers
AQS	Água quente solar
BIPM	Bureau international des poids et mesures
CEN	European Committee for Standardization
CIPM	Comité International des Poids et Mesures
ESTIF	European Solar Thermal Industry Federation
ETC	Evacuated tube collector
f.d.p.	Função densidade de probabilidade
FPC	Flat plate collector
GUM	Guide to the expression of uncertainty in measurement
IAM	Incidence angle modifier
ISO	International Organization for Standardization
LES	Laboratório de Energia Solar
LNEG	Laboratório Nacional de Energia e Geologia
LS	Least squares
MCM	Monte Carlo Method
QAiST	Quality Assurance in Solar Heating and Cooling Technology
RCCTE	Regulamento das Características de Comportamento Térmico dos Edifícios
WLS	Weighted least squares
UE	União Europeia

List of Symbols

Grandezas Físicas

A_a	área de abertura do coletor	m^2
A_A	área do absorsor	m^2
A_G	área global do coletor	m^2
b_0	coeficiente do modificador de ângulo de incidência	-
b_1	coeficiente do modificador de ângulo de incidência transversal	-
b_2	coeficiente do modificador de ângulo de incidência transversal	-
b_3	coeficiente do modificador de ângulo de incidência transversal	-
b_4	coeficiente do modificador de ângulo de incidência transversal	-
c_1	coeficiente de perdas térmicas a $(T_m - T_a)=0$	$W.m^{-2}.K^{-1}$
c_2	dependência na temperatura do coeficiente de perdas térmicas	$W.m^{-2}.K^{-2}$
c_3	dependência na velocidade do vento do coeficiente de perdas térmicas	$J.m^{-3}.K^{-1}$
c_4	dependência na temperatura do céu do coeficiente de perdas térmicas	$W.m^{-2}.K^{-1}$
c_5	capacidade térmica efetiva	$J.m^{-2}.K^{-1}$
c_6	dependência no vento da eficiência com perdas térmicas nulas	$s.m^{-1}$
c_f	capacidade calorífica específica do fluido de transferência de calor	$J.kg^{-1}.K^{-1}$
E_L	radiação de grande comprimento de onda	$W.m^2$
F'	fator de rendimento do coletor	-
G^*	radiação global	$W.m^{-2}$
G_b	radiação solar direta	$W.m^{-2}$
G_d	radiação solar difusa	$W.m^{-2}$
K_θ	modificador do ângulo de incidência	-
$K_{\theta b}$	modificador do ângulo de incidência para a radiação direta	-
$K_{\theta d}$	modificador do ângulo de incidência para a radiação difusa	-
$K_{\theta l}$	modificador do ângulo de incidência longitudinal	-
$K_{\theta t}$	modificador do ângulo de incidência transversal	-
\dot{m}	caudal mássico do fluido de transferência de calor	$kg.s^{-1}$
\dot{Q}	potência útil extraída do coletor	W
\dot{Q}/A	potência útil extraída do coletor por unidade de área	$W.m^{-2}$
t	instante de aquisição de dados	s
T_a	temperatura ambiente	$^{\circ}C$
T_{in}	temperatura de entrada do fluido de transferência de calor	$^{\circ}C$
T_m	temperatura média do fluido de transferência de calor	$^{\circ}C$
T_{out}	temperatura de saída do fluido de transferência de calor	$^{\circ}C$
v	velocidade do vento	m/s
U_L	coeficiente global de perdas térmicas	$W.m^{-2}.K^{-1}$
α_s	altura solar	$^{\circ}$
β	ângulo de inclinação do coletor em relação à horizontal	$^{\circ}$
γ	ângulo azimutal	$^{\circ}$
θ	ângulo de incidência solar	$^{\circ}$
θ_l	ângulo de incidência longitudinal	$^{\circ}$
θ_t	ângulo de incidência transversal	$^{\circ}$
σ	constante de Stefan-Boltzmann	$W.m^{-2}.K^{-4}$
$(\tau\alpha)_{en}$	produto efetivo dos coeficiente de transmissão e absorção para a radiação solar direta à incidência normal	-

Grandezas Matemáticas

a	vetor que contém os parâmetros da regressão
$+a$	limite superior associado à distribuição de uma determinada variável
$-a$	limite inferior associado à distribuição de uma determinada variável
A	matriz que contém as entradas da regressão linear
b	vetor que contém as saídas da regressão linear
g	função densidade de probabilidade de uma determinada variável
G	função de distribuição de uma determinada variável
m	parâmetro da equação linear
M	número de ensaios de Monte Carlo
n	número de grandezas de entrada e parâmetros
N	número de observações
k	fator de cobertura usado para calcular a incerteza expandida U
$r(x_i, x_j)$	coeficiente de correlação associado às estimativas x_i e x_j das grandezas de entrada X_i e X_j
u	incerteza padrão
u_c	incerteza padrão composta
u_{max}	incerteza máxima associada aos limites da distribuição de probabilidade triangular no MCM
u_c^2	variância padrão composta
$u(x_i, x_j)$	covariância associada às estimativas x_i e x_j das variáveis de entrada X_i e X_j
U	incerteza expandida
x	estimativa da variável de entrada de X
\bar{x}	média das N observações independentes x_1, \dots, x_N
X	variável de entrada
$X_{i,k}$	série de observações $X_{i,k}$ de X_i
y	estimativa da variável de saída Y
y_r	valor aleatório r modelado a partir de $f(x_r)$
\tilde{y}	estimativa de Y obtida pela média dos M valores modelados y_r
Y	grandeza experimental de saída
ξ	valor aleatório que a variável X pode assumir
σ	desvio padrão
σ^2	variância
χ^2	função mérito a minimizar pelo método dos mínimos quadrados

1

Introdução

O aproveitamento térmico da energia solar tem forte potencial não só para o desenvolvimento de um mercado com base em recursos endógenos, como também para a mitigação das mudanças climáticas.

Ensaaios para a avaliação do desempenho de coletores solares térmicos são cruciais para o desenvolvimento e divulgação destas tecnologias, resultando na criação de produtos mais eficientes com preços mais competitivos e estimulando consequentemente o mercado.

A norma EN 12975-2 aplicada em todos os principais laboratórios de ensaio de coletores solares é também a referência para a rede *Solar Keymark*. Nesta norma o rendimento de coletores solares pode ser determinado tanto em condições estacionárias, no exterior ou no interior, como em condições quase-dinâmicas.

Em alguns locais, o ensaio estacionário no exterior pode ser de difícil execução. O ensaio quase-dinâmico permite por sua vez que o ensaio seja realizado no exterior em condições naturais, com radiação e temperatura ambiente variáveis, possibilitando ao mesmo tempo uma determinação mais precisa das características do coletor. O LES é o único laboratório acreditado em Portugal para a realização destes ensaios.

Uma vez que aos ensaios estão associados conceitos metrológicos, a confiança destas medições deve ser bem estabelecida para seja conhecida a qualidade destes serviços e dos produtos aos quais estes se referem. Os laboratórios de ensaios são assim frequentemente solicitados a fornecer uma declaração sobre as incertezas nos resultados dos seus ensaios, no quadro da sua acreditação ou da aplicação de esquemas de certificação de produtos.

1.1 Objetivos

A incerteza de medições tem consequências económicas importantes para as atividades de calibração e medição. Em relatórios de ensaio, a magnitude da incerteza é muitas vezes considerada não só como uma indicação da qualidade do produto, como também do laboratório em questão.

O propósito deste trabalho foca-se na recolha das fontes de incerteza nas medições efetuadas para o ensaio de coletores solares térmicos segundo a norma EN 12975-2, secção 6.3 - método quase-dinâmico. Estas incertezas influenciam a determinação do comportamento térmico de coletores solares, nomeadamente a determinação dos parâmetros característicos do coletor, cujos valores não podem ser obtidos diretamente pelo ensaio.

A modelação de dados é realizada recorrendo a diferentes métodos de ajuste e cálculo de incertezas, com vista a um melhor conhecimento do comportamento do modelo e das características do coletor ensaiado.

Outro dos objetivos é o estudo do modificador do ângulo de incidência da radiação solar num coletor de tubos de vácuo, aliado à determinação dos restantes parâmetros e estimativa de incertezas.

A partir destes cálculos, é pretendida a preparação de uma ferramenta informática para a automatização do cálculo de incertezas associado aos parâmetros característicos do coletor.

1.2 Estrutura do trabalho

No Capítulo 2 é feito um enquadramento ao setor da energia solar térmica, discutida a importância de ensaios e da certificação a coletores e realizada uma contextualização aos conceitos estatísticos e probabilísticos utilizados ao longo deste trabalho.

O Capítulo 3 foca-se no ensaio quase-dinâmico. É apresentada uma breve revisão bibliográfica à modelação transiente de coletores solares térmicos e realizada uma comparação quantitativa e qualitativa entre os modelos de ensaio estacionário e quase-dinâmico.

No Capítulo 4 são descritos os diferentes métodos de ajuste utilizados para a determinação dos parâmetros característicos do coletor.

No Capítulo 5 é feito um enquadramento ao cálculo de incertezas em metrologia e são apresentadas as diferentes metodologias adotadas para a estimativa de incertezas.

O Capítulo 6 refere-se ao tratamento dos dados obtidos experimentalmente e ao procedimento abordado para a modelação dos mesmos.

No Capítulo 7 são apresentados e discutidos os resultados obtidos. Os parâmetros característicos do coletor e suas incertezas são apresentados. A potência modelada é comparada com a potência experimental e é discutida a qualidade dos ajustes aplicados.

No Capítulo 8 são discutidas as conclusões retiradas deste trabalho assim como possíveis melhorias a realizar no futuro.

2

Enquadramento

Este capítulo pretende fazer uma contextualização ao trabalho realizado, começando por uma breve descrição aos diferentes tipos de coletores e seus constituintes. A secção 2.1 foca-se nos tipos de coletores mais utilizados na atualidade, o coletor plano e o coletor de tubos de vácuo, que são simultaneamente aqueles cujo ensaio foi alvo de estudo neste trabalho.

Em 2.2 é feita uma análise ao mercado solar térmico atual em Portugal, na Europa e no mundo. São apresentados os dados mais recentes disponíveis a respeito da capacidade instalada de coletores solares e da energia produzida. São também discutidas algumas medidas para que seja fomentado o investimento a este tipo de tecnologias.

Além de estímulos ao mercado solar térmico, a proliferação destas tecnologias depende da promoção de critérios de qualidade harmonizados internacionalmente. Neste contexto, na secção 2.3 é referida a importância do ensaio e da certificação de coletores solares.

Em 2.4 é feita breve descrição do trabalho do Laboratório de Energia Solar, local onde foram obtidas as séries de dados tratadas neste trabalho.

A secção 2.5 finaliza o capítulo do Enquadramento. Aqui é realizado um resumo aos conceitos estatísticos e probabilísticos a serem utilizados ao longo trabalho.

2.1 Coletor solar térmico

O coletor é o elemento mais importante num sistema solar térmico, sendo o responsável pela conversão da energia solar em energia térmica. Estão disponíveis diversas tecnologias de coletores solares térmicos, que apesar de variarem no seu *design*, possuem muitas vezes os mesmos componentes base.

O primeiro deles, o absorsor, é responsável por recolher a radiação solar na zona visível e próxima do infravermelho. Este elemento, de material com elevada condutividade térmica, é de cor escura de forma a maximizar a absorção ($\alpha = 0,9$ a $0,96$)[8], podendo no entanto adotar outras colorações para facilitar a integração estética em edifícios.

A maioria dos coletores tem um absorsor com baixa emissividade de radiação infravermelha ($\varepsilon = 0,05$ a $0,1$)[8] para garantir a máxima retenção de calor possível. Estes são chamados absorsores seletivos.

O circuito de transferência é o segundo constituinte base e é através dele que flui o líquido de transferência de calor. Para minimizar as perdas e maximizar a troca de calor entre o circuito e o material absorsor, diversos modelos possuem o absorsor localizado diretamente sobre a superfície externa do circuito hidráulico.

Os coletores planos com cobertura (FPC- *flat plate collector*) e os coletores de tubos de vácuo (ETC- *evacuated tube collector*) são os tipos de coletores solares térmicos mais usados para aquecimento doméstico e produção de água quente, figura 2.1. Estas serão as tipologias a serem alvo de estudo neste trabalho.

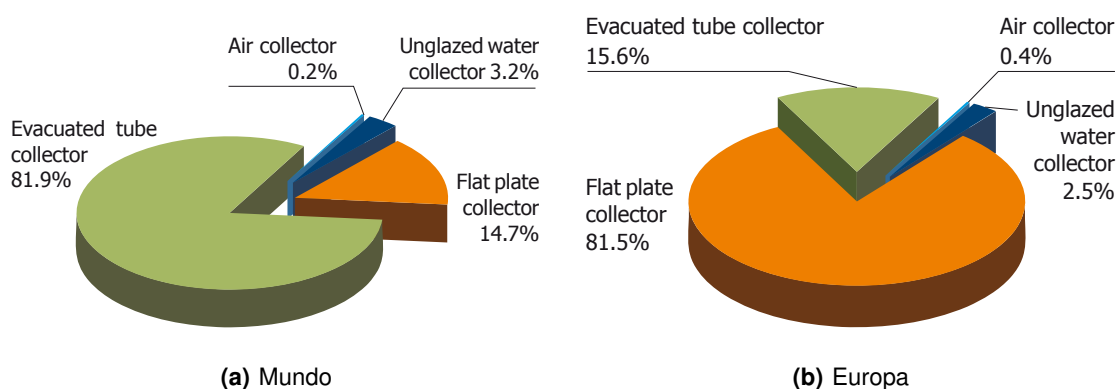


Figura 2.1: Distribuição da potência recém instalada em 2011 por tipologia de coletor [1]

Os coletores planos com cobertura, ou simplesmente coletores planos, possuem uma cobertura transparente ou translúcida que permite a redução de perdas de calor por radiação e convecção para o meio ambiente, quer do absorsor, quer do circuito de transferência de calor, protegendo ao mesmo tempo ambos os elementos da degradação. A cobertura cria uma camada de ar por cima da placa absorSORA que impõe uma resistência térmica, contribuindo para a redução das perdas convectivas.

A cobertura, transparente para pequenos comprimentos de onda e opaca para grandes comprimentos de onda, é normalmente de vidro temperado com uma transmitância à volta dos

90%[9]. Pode ser constituída por mais que uma camada, em tais casos, para a camada secundária pode ser utilizada uma cobertura de plástico (acrílico ou polímeros de fibra de vidro).

O esquema de um coletor plano encontra-se na figura 2.2. A energia solar recolhida pela placa absorvora é transferida para o líquido que flui no interior dos tubos coletores. Os tubos, em paralelo ou serpentina, estão em bom contacto térmico com a superfície absorvora. A caixa isolada que envolve todos estes elementos confere robustez, estanquicidade e permite a redução das perdas térmicas pela traseira e laterais do coletor.

O coletor plano é o mais comum na Europa e destina-se à produção de água quente a baixas temperaturas (abaixo dos 100°C)[9].

Um coletor plano pode porém não possuir cobertura - coletor plano sem cobertura. Na ausência de cobertura, grande parte do calor é perdido como resultado das correntes convectivas entre o absorvador e o ar envolvente. Estes coletores são usados principalmente para aplicações a muito baixa temperatura, onde a procura é abaixo dos 30°C[9], por exemplo o aquecimento de piscinas.

O coletor de tubos de vácuo, por sua vez, é composto por dois tubos de vidro concêntricos fechados numa extremidade com um espaço anelar de vácuo. Dentro deles encontra-se uma superfície absorvora seletiva que pode assumir diversas formas.

Estes coletores são constituídos tipicamente por 15 a 40 tubos de vidro paralelos em vácuo. O espaço em vácuo ($<10^{-2}$ Pa)[10] permite reduzir as perdas por condução e eliminar as perdas convectivas, elevando assim o desempenho do coletor quando em operação a temperaturas elevadas, devido a menores coeficientes de perdas associados.

Os coletores de tubos de vácuo podem ser subdivididos em dois tipos. No primeiro, tubos de vácuo de circulação direta, um tubo de cobre em forma de U contido pelos tubos de vácuo, está em contacto com a superfície absorvora. Por ele entra água fria e sai água quente. O fluido de transferência de calor é o fluido de transferência de energia entre o permutador (interno ou externo ao depósito de armazenamento) e a água de consumo.

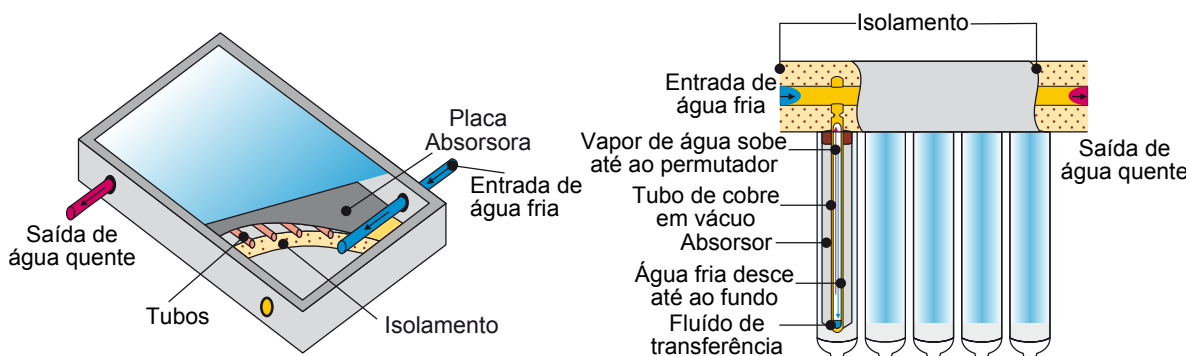


Figura 2.2: Representação de um coletor plano (esquerda) e de um coletor de tubos de vácuo (direita) - Adaptado[2]

No segundo tipo, com tubos de calor, existe uma separação física entre o fluido que recebe a energia do absorvador e o fluido que transfere essa energia à água de consumo. O tubo que contém o fluido de transferência de calor, água ou outro fluido, está selado dentro dos tubos de vácuo. Uma vez

aquecido, o fluido passa ao estado gasoso. O vapor sobe até ao permutador de calor na extremidade do tubo, onde transfere o seu calor à água do circuito primário, condensando e retornando ao fundo do tubo (figura 2.2). É a água do circuito primário que irá transferir a sua energia à água de consumo. De forma a assegurar o funcionamento correto deste circuito, os tubos devem ter um ângulo de inclinação mínimo.

A escolha do tipo de coletor deve ser feita com base no tipo de aplicação pretendida, no nível de temperatura exigida e nas condições climáticas do local de instalação. Uma vez que diferentes tecnologias são caracterizadas por desempenhos e custos diferentes, é importante escolher o coletor certo de modo a que seja otimizado o comportamento de todo o sistema e o retorno financeiro.

O rendimento irá variar consoante a diferença de temperatura entre o coletor solar e a sua envolvente, uma vez que quanto maior esta diferença, maiores as perdas de calor. Coletores de tubos de vácuo possuem menor rendimento do que coletores planos para baixas temperaturas ambiente. No entanto, quando esta temperatura é elevada e a temperatura do coletor aumenta, a eficiência de coletores de tubos de vácuo diminui mais lentamente que no caso de coletores planos, devido ao isolamento do vácuo[11].

Outra tecnologia de conversão de energia solar térmica é a concentração solar, esta com um funcionamento diferente das referidas anteriormente, que surge devido a motivações económicas relacionadas com a diminuição da superfície absorvora e à necessidade de se atingirem temperaturas elevadas.

Tecnologias de concentração solar concentram a luz solar numa pequena área por meio de lentes ou espelhos. Quando a luz concentrada é convertida em calor, temperaturas muito elevadas podem ser atingidas: quanto maior o fator de concentração, mais alta é a temperatura máxima atingida. Contrariamente ao que acontece com a maioria dos sistemas de aquecimento solar, que tanto podem usar radiação solar direta e difusa, para coletores concentradores, o recurso solar disponível é limitado a radiação direta. Este requisito limita as áreas favoráveis para a sua implementação, uma vez que condições de nebulosidade têm que ser diminutas.

2.2 Mercado de energia solar térmica

As fontes de energia renováveis, pela sua disponibilidade, pelo seu carácter endógeno e descentralizado assumem um lugar de destaque não só na estratégia energética, como também no desenvolvimento económico e sustentável. A energia solar térmica enquadra-se portanto neste contexto, sendo um importante componente no mix energético.

Em 2009 a procura de calor representava 47% da utilização final de energia, superior ao consumo energético para eletricidade (17%) e transportes (27%), sendo a maior parte desta parcela usada para aquecimento e arrefecimento no sector residencial[2]. Estes valores explicam a contribuição substancial que a energia solar térmica pode trazer, não só para a redução das emissões de CO₂,

como também do ponto de vista da segurança do abastecimento. Para países como Portugal, que não dispõem de recursos ou reservas fósseis conhecidas, esta seria uma forma de reduzir da dependência das importações de combustíveis fósseis, permitindo ao mesmo tempo uma redução do deficit comercial e desenvolvimento da economia local através da geração de empregos.

O mercado solar térmico remonta à década de 1960, onde a tecnologia mais madura, o sistema solar térmico doméstico para aquecimento de águas sanitárias (AQS), foi implementada pela primeira vez em grande escala em países como Austrália, Japão e Israel[12].

Desde então, alguns mercados têm vindo a mostrar um forte desenvolvimento como resultado da criação de apoios de natureza financeira e fiscal, nomeadamente através de tarifas garantidas a longo prazo, *feed-in tariffs*, obrigatoriedades solares, em Portugal o exemplo do RCCTE, ou como resultado de vantagens competitivas de sistemas de AQS.

A China é o exemplo mais significativo, que nos últimos 15 anos, devido ao seu desenvolvimento económico, tem estimulado o mercado solar térmico, não só em termos de fabrico de componentes, onde as exportações deste tipo de tecnologias aumentaram quase seis vezes entre 2001 e 2007[13], como também na capacidade instalada no país. Em 2010, a capacidade total de aquecimento e arrefecimento solar na China era de 117,6 GWt, figura 2.3, perfazendo cerca de 60% da capacidade global nesse ano[1].

Na União Europeia o cenário é um pouco diferente. A recessão económica que afeta um grande número dos seus países constituintes, tem resultado no declínio do sector da construção e na redução dos regimes de apoio públicos, não deixando imune o mercado solar térmico, que tem vindo a contrair desde o ano pico de 2008. No ano de 2012 foram registados 2,41 GWt vendidos, valores bem acima das vendas de 2007, porém muito longe dos 3,36 GWt alcançados em 2008[3]. Nesse ano, a capacidade total instalada atingia assim os 28,3 GWt, o que representa um aumento de 7,7% em comparação à capacidade total instalada em 2011[3].

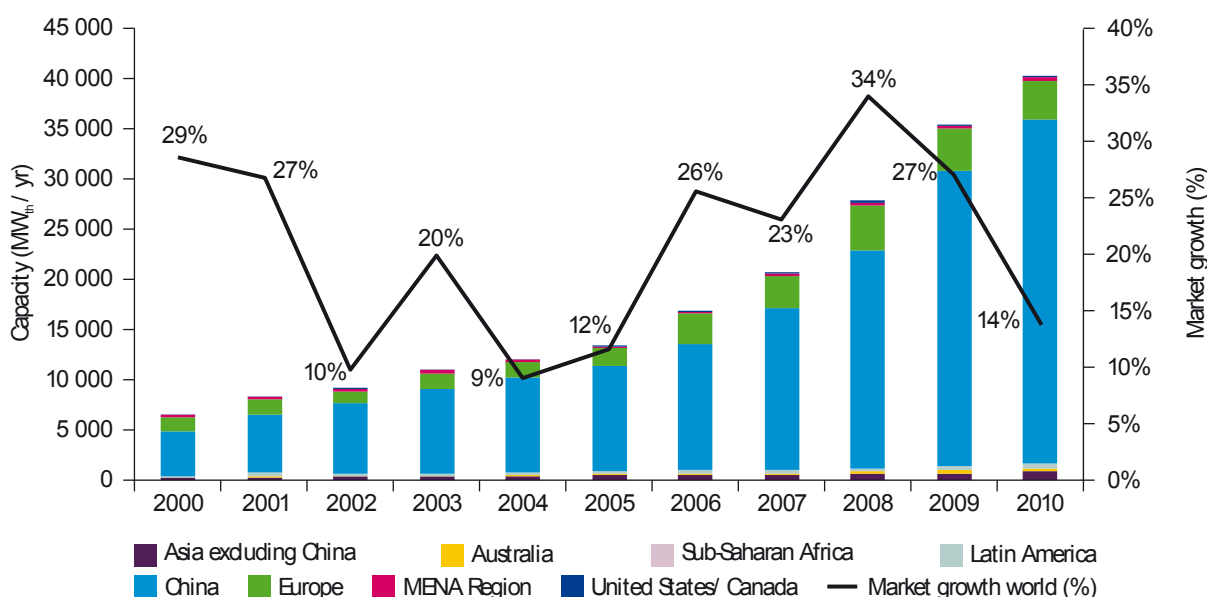


Figura 2.3: Capacidade recém instalada anualmente de coletores planos e coletores de tubos de vácuo por região económica[1]

Em termos globais, até ao final de 2010 a capacidade total instalada de coletores solares térmicos em operação igualou os 195,8 GWt, e até o final de 2011 estimava-se ter crescido 25%, para 245 GWt[1]. Desse total, 88,3% compostos por coletores planos(FPC) e coletores de tubos de vácuo (ETC), 11% coletores sem cobertura a água e 0,7% coletores com e sem cobertura a ar[3].

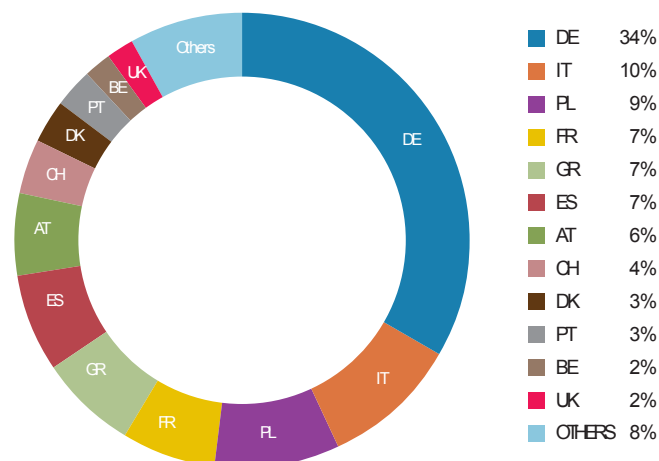


Figura 2.4: Quotas de mercado solar térmico europeu (capacidade recém instalada) [3]

Em Portugal a situação é semelhante à da restante Europa. Dados de 2012 mostram que Portugal tem vindo a sofrer uma forte queda deste 2009, após o fim do esquema de apoio "Programa Solar Térmico". Enquanto isso, os muitos empregos criados foram entretanto desaparecendo, ilustrando os efeitos negativos de que regimes de apoio mal implementados. Em 2012, o mercado contraiu para 63 MWt, o que representou uma variação anual de -29%. Até o final de 2012, a capacidade instalada total era de 600 MWt, um aumento de quase 10% sobre o ano anterior[3], figura 2.5.

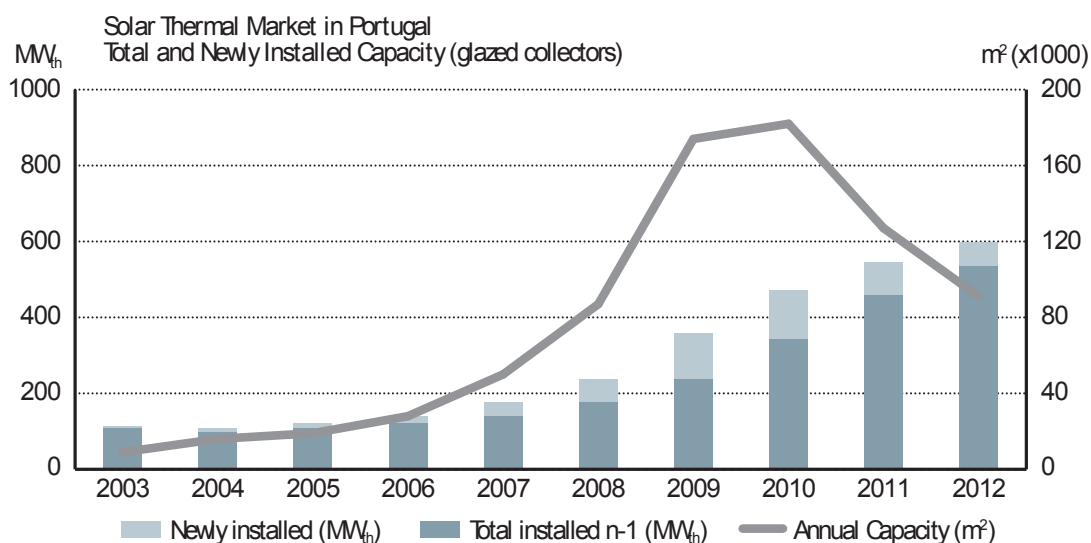


Figura 2.5: Mercado solar térmico em Portugal- capacidade total e recém instalada (coletores com cobertura)[3]

As metas para 2020 da União Europeia para a poupança de energia e sustentabilidade compreendem um aumento da quota de energias renováveis em 20% e uma redução de 20% das emissões de gases com efeito estufa, este último objetivo sobe para 80% até 2050.

O cumprimento destas exigências encontra-se ainda distante. A energia estimada fornecida por sistemas solares térmicos atingiu os 19,9 TWh em 2012, o que representa apenas 25% da meta para 2020[3]. Enquanto que, no mesmo ano, a UE somava um défice comercial de 150 mil milhões de euros, com as importações de combustíveis fósseis a atingirem os 388 mil milhões de euros[3].

Porém, fomentar o investimento solar térmico é difícil num mercado em declínio, onde consumidores e investidores esperam por sinais de recuperação e recomendações de autoridades públicas. O *Roadmap* da Agência Internacional de Energia de 2013 para a energia solar térmica[2] propõe algumas medidas para que seja estimulado o mercado deste tipo de tecnologias, debruçando a sua atenção no papel do governo para a criação de um clima de investimento favorável ao uso generalizado de aquecimento e arrefecimento solar.

Algumas das medidas propostas passam pela introdução de incentivos económicos diferenciados com base na maturidade e competitividade das diferentes tecnologias envolvidas, esquemas de apoio económico dentro de um quadro político estável e de longo prazo, de forma a evitar medidas de apoio inconstantes que possam destabilizar o mercado de calor solar.

Por fim, completam a lista de propostas, medidas como estimular uma posição justa de concorrência para o solar térmico no mercado de energia, o financiamento de projetos de I&D e a identificação e correção de barreiras, como falhas de informação ou a falta de padrões de qualidade.

2.3 Garantia de qualidade

A disseminação da tecnologia solar térmica requer não só estímulos à sua utilização, como também reforços na confiança dos utilizadores através da promoção de padrões de qualidade elevados. Conhecer a relação preço/desempenho de um coletor solar térmico muitas vezes não é suficiente para a escolha e aquisição deste tipo de produto, é importante o conhecimento da sua durabilidade, fiabilidade e facilidade de instalação.

A certificação de coletores solares térmicos é a garantia fornecida por um organismo certificador independente e imparcial, que comprova que este produto está de acordo com exigências definidas através de normas ou especificações técnicas.

O processo de emissão de um certificado de coletores depende de normas de requisitos, normas de métodos de ensaio para verificação desses requisitos, de um laboratório acreditado para a realização dos métodos de ensaio e, por fim, de uma entidade certificadora de produtos.

A certificação de produto *Solar Keymark*, reconhecida mundialmente, é o principal selo de qualidade para produtos solares térmicos na Europa, sendo frequentemente um pré-requisito para a atribuição de subsídios ao utilizador final.

A marca *Solar Keymark* foi desenvolvida pela ESTIF e pelo *European Committee for Standardization* (CEN) em cooperação com os maiores laboratórios de ensaio europeus e com o apoio da União Europeia. Esta é a uma certificação voluntária de produtos solar térmicos, cujo objetivo é reduzir as barreiras comerciais e promover o uso de produtos solares térmicos de qualidade no mercado europeu e global.

Para obtenção deste certificado, os coletores solares térmicos necessitam de preencher vários requisitos de acordo com a norma europeia EN 12975 e são sujeitos aos seguintes ensaios de qualidade: pressão interna do absorsor; resistência à alta temperatura, ao congelamento e ao impacto (este último opcional); exposição; choque térmico externo e interno; penetração de chuva; carga mecânica; e inspeção final.

O desenvolvimento de métodos para a caracterização em laboratório de equipamentos solares térmicos remonta aos anos 70. As normas europeias atuais que definem procedimentos de ensaio ao desempenho e qualidade dos coletores solares foram desenvolvidas com base nas normas ISO e ASHRAE criadas antes de 1990.

O desempenho de um coletor pode então ser avaliado pelos seguintes parâmetros:

- Curva de potência: refere-se à potência produzida pelo módulo sob uma irradiação de 1000 W/m².
- Modificador do ângulo de incidência: indica a variação do rendimento quando a incidência não é normal à superfície do coletor.
- Capacidade térmica: é uma medida da quantidade de energia acumulada nos materiais que constituem o coletor, exprime a rapidez com que o coletor reage a alterações das condições ambientais.

O ensaio de coletores dá ao fabricante informação útil para o desenvolvimento dos seus produtos e fornece ao projetista a informação necessária para o dimensionamento de instalações de média e grande escala, no entanto não substitui a necessidade de certificação. O *Solar Keymark* tem representado um importante papel no desenvolvimento do mercado solar térmico europeu e na prevenção da concorrência de produtos de baixa qualidade, protegendo ambos os interesses da indústria e dos consumidores.

Com um mercado em expansão, novas tecnologias são continuamente introduzidas e submetidas às entidades certificadoras, no entanto, os procedimentos de ensaio estabelecidos nem sempre se conseguem adaptar a estes novos produtos, restringindo por vezes a sua integração no mercado e em programas de incentivos.

A *Task 43* do *Solar Heating and Cooling Programme* (SHC) da Agência Internacional de Energia (AIE), iniciada em 2009, trabalha para que sejam superadas estas barreiras, focando-se no desenvolvimento de ensaios avançados para a caracterização e certificação de coletores e sistemas solares térmicos. A *subtask A*, mais especificamente, debruça a sua atenção nos coletores solares e pretende adaptar a norma EN 12975 a novas tecnologias, tais como coletores concentradores de médias e altas temperaturas e coletores com seguimento, permitindo uma fácil e eficiente introdução

de novos produtos no mercado.

A *Task 43* foi recentemente estendida por um período de 2 anos (2013 a 2015). Esta extensão tem como principal objetivo a iniciação de um processo de certificação global de coletores.

No âmbito da padronização de métodos de ensaio que estejam de acordo com as novas procuras a nível do mercado solar térmico, surgiu também o projeto europeu QAI-ST10 (*Quality Assurance in Solar Heating and Cooling Technology*), decorrido entre 2009 e 2012 e patrocinado pelo programa *Intelligent Energy Europe* liderado pela ESTIF. Os seus objetivos consistiam em aumentar a competitividade da indústria solar térmica europeia e aumentar a confiança dos consumidores através de normas e esquemas de certificação melhorados, da harmonização dos ensaios e certificação, bem como da larga disseminação dos conceitos de qualidade pela Europa. Os seus resultados contribuíram para a atualização da norma EN 12975, a ISO 9806:2013.

2.4 Laboratório de Energia Solar

O Laboratório de Energia Solar é o único laboratório em Portugal credibilizado para a realização de ensaios de coletores e sistemas solares térmicos, sendo parte integrante do Laboratório Nacional de Energia e Geologia (LNEG).

O Laboratório encontra-se acreditado desde 1993 pelo IPAC, Instituto Português de Acreditação. A sua acreditação estende-se atualmente à realização de ensaios a coletores solares de acordo com as normas europeias EN 12975-1,2:2006 (CEN, 2006), e a sistemas solares de acordo com as normas EN 12976-1,2:2006 (CEN, 2006).

O LES integra a rede *Solar Keymark* e ensaia uma larga gama de coletores e sistemas no seu processo de certificação, tendo como clientes a entidade certificadora portuguesa (CERTIF), entre outras entidades certificadoras europeias.

Além de ensaios a coletores solares térmicos e sistemas solares para certificação, a atuação do LES estende-se também à realização de projetos próprios ou sob contrato com empresas e à participação em projetos de investigação e desenvolvimento nacionais e internacionais.

Outras atividades envolvem também a certificação necessária no âmbito do Decreto-lei nº80/2006 (RCCTE) para a contabilização da energia solar para preparação de água quente, o desenvolvimento de estudos de normalização e harmonização normativa a nível europeu e internacional, o desenvolvimento de novas metodologias de ensaio e de formação de técnicos neste domínio, e por fim, o apoio à implementação de políticas públicas e contribuição para a implementação de projetos de energia solar.

2.5 Noções de probabilidade e estatística

Enquadrando-se no âmbito da metrologia, ao longo deste trabalho serão abordados alguns termos estatísticos e probabilísticos, pelo que esta secção se destina a uma breve introdução com definições de alguns dos termos base para melhor compreensão do trabalho realizado. As notações utilizadas têm como base a ISO GUM (*Guide to Uncertainty Measurement*).[14]

A Metrologia é a ciência das medições e abrange todos os aspetos teóricos e práticos envolvidos no processo de medição. Procura garantir a qualidade de produtos e serviços através da calibração de instrumentos de medição, analógicos ou digitais, da realização de ensaios, e concentra-se também no conhecimento dos sistemas de unidades.

A necessidade de inferir conclusões válidas sobre um grande grupo de indivíduos ou objetos é algo bastante recorrente na prática. Ao invés de examinar toda a *população*, o que pode ser difícil ou mesmo impossível, o estudo pode debruçar-se sobre uma pequena parte dessa população (*amostra*).

O objetivo da estatística é a análise de uma população e da sua variabilidade, com base nos resultados observados na amostra. Por sua vez, a probabilidade define-se como a medida que pretende quantificar a possibilidade de ocorrência de um dado fenómeno (*acontecimento*) na população. [15]

Os fenómenos podem ser determinísticos: o resultado é conhecido, existem previsões certas e não há variabilidade; ou aleatórios: existem vários resultados possíveis, as previsões envolvem incerteza e há variabilidade.

Uma experiência aleatória consiste na observação sistemática de um fenómeno aleatório da população. Esta é uma experiência que, repetida sempre nas mesmas condições, não produz sempre o mesmo resultado. Apesar de imprevisíveis, é possível descrever o conjunto dos resultados possíveis e observar um padrão de regularidade ao fim de várias repetições.

Frequentemente uma grandeza física Y não pode ser medida diretamente, sendo por isso calculada a partir de outras grandezas X_i através de uma relação funcional f :

$$Y = f(X_1, \dots, X_n) \quad (2.1)$$

onde Y é a grandeza de saída (*output*) e X representa as n grandezas de entrada (X_1, \dots, X_n) (*input*).

Cada X_i é considerado uma *variável aleatória* (v.a.). As grandezas X_1, \dots, X_n podem ser diretamente determinadas durante o processo de medição, ou podem ser provenientes de fontes externas, por exemplo padrões de medição calibrados, materiais de referência certificados, entre outros.

Uma *variável aleatória* define-se como uma variável que pode assumir qualquer um dos valores de um conjunto especificado, *espaço amostral*, e com a qual está associada uma distribuição de probabilidade. Esta variável pode tomar um número finito (variável discreta) ou estar contida num intervalo (variável contínua).

Uma vez que não é possível controlar todos os fatores que influenciam a medição, há sempre um grau de incerteza na avaliação dos resultados. Deste modo, entende-se que o resultado da medição é a melhor estimativa do valor da grandeza medida. Define-se x_i e y como as *estimativas* do valor esperado de X_i e Y . Assim, para o resultado de uma medição, é possível escrever:

$$y = f(x_1, \dots, x_n) \quad (2.2)$$

O *valor esperado* de X é normalmente designado a *média* de X , \bar{x} . Este é um valor único que atua como representante dos valores de X .

Visto que o resultado de uma medição é uma aproximação ou estimativa do valor real da grandeza, o resultado da medição só pode ser corretamente avaliado se acompanhado da incerteza da estimativa. A *incerteza* é um parâmetro que caracteriza a dispersão dos valores que podem ser razoavelmente atribuídos à quantidade a ser medida. Este parâmetro pode ser por exemplo o *desvio padrão*.

A incerteza da medição compreende vários componentes. Alguns destes componentes podem ser avaliados a partir da distribuição estatística dos resultados das séries de medições, sendo caracterizados por desvios padrão experimentais. Podem também ser caracterizados por desvios padrão avaliados a partir de distribuições de probabilidade, assumidas com base na experiência ou outras informações. [15]

Tal como o desvio padrão, a *variância* é também uma medida de dispersão dos valores da variável aleatória em torno da média. A variância é um valor numérico expresso no quadrado das unidades em que é expressa a variável aleatória. O seu valor é equivalente à soma dos desvios quadrados da média das observações, a dividir pelo número de observações menos um [14].

Por exemplo: para N observações x_1, x_2, \dots, x_N com média

$$\bar{x} = \frac{1}{N} \sum (x_i) \quad (2.3)$$

a variância vem

$$\sigma^2 = \frac{1}{N-1} \sum (x_i - \bar{x})^2 \quad (2.4)$$

Se os valores tendem a concentrar-se próximos da média, a variância é pequena. Se o contrário acontece e os valores tendem a afastar-se da média, a variância é grande. O desvio padrão é a raiz quadrada positiva da variância.

As variáveis aleatórias podem ser dependentes entre si, variando os seus valores conjuntamente. A *covariância* é uma medida que mede a variação conjunta de duas variáveis, podendo ser interpretada do modo seguinte:

- se for positiva, as duas variáveis variam em média no mesmo sentido;
- se for negativa, as duas variáveis variam em média em sentidos contrários;
- se for nula, não se verifica nenhuma das tendências anteriores e conclui-se que as variáveis não estão correlacionadas. [16]

Para além duma estimativa pontual de um parâmetro é, em muitas situações, importante dispor de alguma forma de intervalo que indique a confiança que se pode depositar na estimativa realizada. Um

intervalo de confiança para um parâmetro desconhecido é um intervalo que contém o valor de uma quantidade com uma determinada probabilidade, isto é, com um determinado *grau de confiança* com base na informação disponível (o valor observado, a distribuição por amostragem, ...). Os valores mais usuais para o grau de confiança são: 90%, 95% e 99%. [16]. Por sua vez, quanto menor for o comprimento do intervalo de confiança maior será a precisão.

A análise dos dados obtidos na medição passa pela avaliação da sua *distribuição de probabilidade*, ou função de probabilidade. Esta é função que contém a probabilidade de uma variável aleatória assumir um determinado valor. [15] A probabilidade de todo o conjunto de valores da variável aleatória é igual a 1.

A distribuição de probabilidade pode assumir a forma de uma *função de distribuição* ou de uma *função de densidade de probabilidade*. O histograma por exemplo, é uma forma de representação gráfica da distribuição de probabilidade.

Para descrever o comportamento probabilístico de uma variável aleatória X é necessário recorrer à *função de distribuição*. É usual falar-se na probabilidade da variável aleatória X ser igual ou inferior a x_i . É com o objetivo de obter tal probabilidade que é definida a *função de distribuição* da variável aleatória discreta X :

$$G_x(\xi) = Pr(X \leq \xi) \quad (2.5)$$

Onde ξ representa um qualquer valor que X possa assumir.

A *função de densidade de probabilidade* (f.d.p.) de uma variável X descreve a probabilidade desta variável aleatória assumir um determinado valor, isto é, permite quantificar o grau de convicção sobre os valores que lhe podem ser atribuídos com base na informação disponível. Essa informação geralmente consiste em dados estatísticos, resultados de medição ou outras afirmações científicas relevantes, bem como o julgamento com base na experiência. A f.d.p. é obtida a partir da derivada, quando existe, da função de distribuição:

$$g_x(\xi) = dG_x(\xi)/d\xi \quad (2.6)$$

3

Ensaio Quase-Dinâmico

Este capítulo é iniciado por uma breve revisão bibliográfica aos modelos transientes orientados para a simulação e ensaios de coletores solares, secção 3.1. A modelação de coletores foca-se no estudo de tecnologias específicas, nas propriedades termofísicas dos seus materiais e nas trocas de calor por radiação, convecção e condução. É apresentada uma evolução desde os modelos primordiais até aos trabalhos desenvolvidos mais recentemente neste campo.

A norma europeia EN 12975-2:2006 oferece dois métodos diferentes ao ensaio de coletores para a caracterização de desempenho térmico, o método estacionário e o método quase-dinâmico. Estas metodologias são comparadas de forma quantitativa e qualitativa dando ênfase à importância de ensaios dinâmicos, secções 3.2 e 3.3.

Por fim, a metodologia do ensaio quase-dinâmico segundo a norma EN 12975-2 é descrita em 3.4. As condições especificadas para a realização deste ensaio, assim como as incertezas associadas à instrumentação utilizada são apresentadas.

3.1 Evolução de modelos transientes

O comportamento transiente de um coletor solar tem vindo a ser analisado desde os anos 70, através do estabelecimento de modelos numéricos e analíticos de simulação e de modelos de ensaios experimentais em condições naturais ou artificiais. Esta secção apresenta uma breve pesquisa do *state of the art* na área da modelação e simulação de coletores solares térmicos, destacando alguns dos desenvolvimentos mais importantes neste sentido.

Inicialmente, os primeiros modelos de ensaio eram estacionários. No entanto, este tipo de análise impõe condições exigentes de temperatura de entrada, caudal do fluido de transferência de calor e condições ambiente, que tornam o ensaio de coletores solares térmicos dispendioso e de difícil execução.

Uma vez que as condições de operação de um coletor são transientes e o fluxo de calor entre ele e a sua envolvente não é uniforme, são necessários modelos dinâmicos e multidimensionais que traduzam este comportamento.

No caso de modelos de simulação, o objetivo centra-se no conhecimento dos fatores que têm impacto no desempenho dos coletores e que devem ser contabilizados no desenvolvimento de qualquer modelo. No caso de um modelo de ensaio, o objetivo foca-se na obtenção dos parâmetros característicos do coletor sem meios intrusivos. Um modelo de ensaio que inclua o comportamento dinâmico do coletor conduz a resultados mais realísticos, uma vez que são incluídas inércias térmicas e variações nas condições da envolvente do coletor, permitindo a previsão de perdas térmicas. Os modelos dinâmicos simplificam os procedimentos experimentais, porém dão origem a equações de difícil resolução.

Nos anos 70 o ensaio de coletores seguia a equação de Hottel-Whillier-Bliss[17]. Esta consiste numa equação estacionária para o desempenho de coletores solares e representa a base do modelo estacionário definido na norma EN 12975. A potência útil extraída do coletor é calculada a partir do rendimento ótico e de um coeficiente de perdas total U_L , que é influenciado pelo número de coberturas e o espaçamento entre elas, a velocidade do vento e as propriedades radiativas de grande comprimento de onda do absorber e da cobertura. São requeridas condições constantes de temperatura ambiente e temperatura de entrada, radiação incidente e caudal. A avaliação é feita para vários níveis de temperatura de entrada. É estabelecido também um fator de utilização F_R que depende da temperatura de entrada e da temperatura ambiente.

A modelação transiente de coletores deu os seus primeiros passos com o trabalho de Close (1967)[18], que desenvolveu um modelo de capacidade térmica com um nodo. Este modelo de simulação apresentava algumas limitações: era assumida uma distribuição linear da temperatura na direção do fluxo de calor e considerado que o fluido e as tubagens estavam à mesma temperatura.

Os modelos dinâmicos eram inicialmente baseados em modelos com um nodo. Este é o tipo de modelo mais simples, onde é acrescentado ao modelo estacionário um parâmetro para a capacidade térmica, referido normalmente à temperatura média do fluido. Mais tarde são introduzidos modelos multinodo, considerando que o coletor consiste em múltiplos nodos, cada um com a sua temperatura

e coeficiente de transmissão térmica correspondente.

No trabalho de Klein, Duffie e Beckman (1974)[19] é sugerido um modelo de simulação de dois nodos, posicionados no plano do coletor que contém apenas uma cobertura. A temperatura média é assumida ser a média algébrica entre a temperatura de entrada e de saída. O coletor é descrito por equações diferenciais de primeira e segunda ordem em resposta a alterações meteorológicas horárias.

Wijeyesundera (1978)[20] considera várias coberturas e espessuras de coberturas e compara o seu modelo com o de Klein, Duffie and Beckman. Conclui que o dos anteriores é razoável para uma cobertura (menor capacidade térmica), no entanto o seu modelo apresenta melhores resultados para duas ou três coberturas.

Em 1980, De Ron[21] apresenta um modelo dinâmico para um coletor plano com uma cobertura de vidro onde é feita aproximação linear através de uma série de Taylor. Este modelo de simulação é resolvido no domínio da frequência (mudanças discretas na radiação), uma vez que é utilizado um simulador solar. Os elementos do coletor considerados são o fluido de transferência de calor, a placa absorvedora e a cobertura de vidro e são obtidos os coeficientes de transferência entre eles.

O modelo de De Ron pressupõe diversas aproximações: a transferência de calor entre o coletor e a envolvente é unidimensional e perpendicular à direção do caudal; os bordos do coletor estão perfeitamente isolados; são desprezados os gradientes de calor ao longo da espessura da cobertura e do absorvedor, o fluxo de calor na traseira do coletor, assim como a capacidade térmica do intervalo de ar entre a cobertura e a placa absorvedora. Este modelo no entanto não era válido para grandes perturbações na velocidade do vento e no caudal.

No âmbito da difícil adaptação de modelos de ensaio estacionários às condições climáticas do Reino Unido, Emery e Rogers (1984)[22] desenvolvem um modelo de ensaio transiente. No seu trabalho contabilizam os dias do ano de 1967 cujas condições permitem realizar um ensaio estacionário. Para o mesmo ano e para a mesma superfície, analisam os dias onde é possível executar um ensaio que contabiliza condições meteorológicas variáveis. Os autores concluem que existem seis vezes mais dias em que é possível realizar um ensaio dinâmico em comparação a um estacionário, possibilitando a realização de ensaios no Inverno quando as condições estacionárias são praticamente inexistentes.

Em 1984, Bansal e A.K. Sharma[23] avaliam, através de um modelo de simulação, o comportamento transiente para coletores de tubos de vácuo com e sem circulação.

Zhao et al. (1988)[24] realiza uma fatorização do comprimento do coletor e procede ao tratamento destas secções como elementos finitos. O balanço de energia é calculado para o ponto central de cada um desses intervalos. A transferência de calor é considerada bidimensional e o modelo é validado para coletores a ar e a líquidos.

Para analisar o desempenho de um campo de coletores planos, Wang e Wu (1990)[25] propõem um modelo numérico discreto para o cálculo da distribuição de caudal e temperatura. São realizadas várias suposições: o caudal entre os vários tubos pode não ser uniforme; as propriedades do fluido são independentes da temperatura, exceto a densidade; os efeitos da impulsão são desprezados;

a condução de calor longitudinal na placa absorvora e nas paredes dos tubos não pode ser desprezada, assim como a transferência de calor nos tubos de distribuição.

O modelo demonstra concordância com os dados experimentais medidos. De acordo com os resultados obtidos o caudal não-uniforme tem efeitos prejudiciais sobre o desempenho térmico do campo de coletores.

O modelo que conduziu ao modelo de ensaio quase-dinâmico atual, baseado na equação de Hottel, Whillier e Bliss, é desenvolvido por Perers em 1993[26]. Este introduz uma capacidade térmica (um nodo) através da derivada da temperatura média em ordem ao tempo ($\partial T_m / \partial t$) e inclui a dependência do coeficiente de perdas na temperatura, na velocidade do vento e na radiação de grande comprimento de onda. A radiação incidente é separada nas suas duas componentes, direta e difusa, com modificadores de ângulos respetivos. Assume como constantes a temperatura de entrada e o caudal, contudo são requeridos vários níveis de temperatura de entrada. Este modelo é ajustado pela minimização do erro residual da potência e os parâmetros característicos são obtidos por uma regressão multilinear.

Scnieders (1997)[27] compara o modelo estacionário a cinco modelos dinâmicos diferentes aplicados a um coletor de tubos de vácuo. Os dados experimentais foram comparados com a previsão da energia extraída. Este estudo revela que quando os dados são recolhidos num intervalo de tempo superior, o modelo estacionário sobre-dimensiona a energia útil produzida pelo sistema, enquanto que os modelos dinâmicos produzem valores semelhantes.

Perers (1997)[28] desenvolve uma extensão ao modelo por ele já proposto, que possa ser aplicado a coletores com modificadores de ângulo de incidência mais complexos (variáveis discretizadas em vários intervalos). Este modelo deu origem ao modelo presente na norma EN 12975 para o ensaio quase-dinâmico, que caracteriza o desempenho de coletores com requisitos menos estritos para as condições climáticas e por isso fornece resultados mais realísticos num período de ensaio relativamente curto.

A modelação de coletores solares é uma área em contínua investigação, principalmente no que diz respeito a encontrar novos modelos de simulação e ensaio que consigam reproduzir de forma teórica o comportamento experimental de novas tecnologias emergentes. Atualmente a simulação do desempenho de coletores solares utiliza programas como o TRNSYS, MINSUN ou WATSUN[29], que requerem dados meteorológicos obtidos por modelos ou através de bases de dados.

O exemplo de um trabalho mais recente é o de Anderson et al. (2009)[30] que desenvolvem um modelo teórico para o desempenho de coletores com absorvedores de diferentes cores.

Por outro lado, sabendo que o desempenho de um coletor solar plano é fortemente relacionado com a distribuição do fluido de transferência de calor ao longo das tubagens[31], desenvolvimentos continuam a ser feitos no estudo da influência do escoamento do fluido no desempenho do coletor. Fan et al. (2007)[32] investigam teoricamente e experimentalmente o caudal e a distribuição de temperatura num coletor plano. Numericamente este comportamento é estudado através de cálculos de dinâmica dos fluidos computacional, é demonstrada a concordância com os dados experimentais para caudais elevados, no entanto o mesmo não se verifica para pequenos caudais uma vez que o

modelo se revela demasiado complexo.

Molero et al. (2009)[33] apresenta um modelo numérico a três dimensões para o coletor plano e são retiradas conclusões sobre a deterioração do coletor quando o escoamento não é uniforme. O autor conclui que a deterioração do coletor é maior com a não uniformidade do escoamento.

Cadafalch (2009)[34] apresenta modelo numérico detalhado para o coletor plano. Nota que ocorrem alguns efeitos bi e tridimensionais, devido à influência dos bordos e a efeitos não uniformes, no entanto, verifica-se que a transferência de calor é maioritariamente unidimensional. Este modelo é verificado através de dados experimentais para um coletor com cobertura simples e outro com cobertura dupla.

Farkas e Geczy-Vig (2003)[35] e Kalogirou (2005)[36] propõem diferentes metodologias para a modelação de coletores. Estes autores analisam as possibilidades obtidas através de modelos de redes neurais artificiais para a determinação dos parâmetros característicos do coletor.

Zima e Dziwewa (2011)[37] apresentam um modelo matemático unidimensional para a simulação de processos transientes que ocorrem em coletores solares planos a líquidos. O modelo tem em conta os parâmetros característicos do coletor, as propriedades do fluido de transferência de calor, o intervalo de ar entre a cobertura e o absorsor. Estas propriedades são modeladas em tempo real e é considerada a dependência do tempo nas condições de fronteira. Os autores abordam um modelo de cinco nodos que representam as 5 camadas do coletor (cobertura, camada de ar, caudal, absorsor e camada de isolamento). O método baseia-se na solução das equações com base na conservação de energia entre o vidro, espaço de ar, absorvente, o fluido e o isolamento.

3.2 Desenvolvimento do modelo do coletor

A equação de balanço para ensaio quase-dinâmico de coletores representa a base de cálculo para o desenvolvimento deste trabalho. Esta equação que permite caracterizar o comportamento transiente de um coletor solar partindo da energia útil extraída, parte da equação de balanço para o ensaio estacionário que vem dada por:

$$\frac{\dot{Q}}{A} = F'(\tau\alpha)_{en} \cdot G^* - c_1 \cdot (T_m - T_a) - c_2 \cdot (T_m - T_a)^2 \quad (3.1)$$

onde \dot{Q} é a potência útil extraída do coletor, A a área total, F o fator de rendimento do coletor, G^* a irradiância sobre o plano do coletor, T_m a temperatura média do fluido dada por $T_m = \frac{T_{in} + T_{out}}{2}$ e T_a a temperatura ambiente.

Os coeficientes c_1 e c_2 representam respetivamente o coeficiente de perdas térmicas a $(T_m - T_a) = 0$ e a dependência na temperatura do coeficiente de perdas térmicas. Estes dois coeficientes surgem de uma representação linear da dependência na temperatura do coeficiente de perdas global U_L .

Para a aplicação deste modelo são requeridas condições climáticas exigentes, uma vez que

a energia extraída do sol é estimada para o seu valor máximo, isto é, quando o produto transmissividade-absortividade $(\tau\alpha)$ é estimado para o ângulo de incidência θ próximo da normal (0°) e a radiação é composta maioritariamente por radiação direta[31].

O modelo quase-dinâmico deriva da equação 3.1, mas com alguns termos de correção adicionais, permitindo uma descrição mais detalhada do comportamento do coletor. A radiação solar passa a ser considerada nas suas duas componentes, direta e difusa, com modificadores de ângulo correspondentes. Da mesma forma, passam a ser modeladas as dependências da velocidade do vento e das perdas em função da radiação de grande comprimento de onda.

Deste modo, a potência útil fornecida por um coletor segundo o modelo quase-dinâmico vem dada por:

$$\begin{aligned} \frac{\dot{Q}}{A} = & F'(\tau\alpha)_{en} \cdot K_{\theta b}(\theta) \cdot G_b + F'(\tau\alpha)_{en} \cdot K_{\theta d} \cdot G_d - c_1 \cdot (T_m - T_a) - c_2 \cdot (T_m - T_a)^2 \\ & - c_3 \cdot v \cdot (T_m - T_a) + c_4 \cdot (E_L - \sigma \cdot T_a^4) - c_5 \cdot \frac{dT_m}{dt} - c_6 \cdot v \cdot G^* \end{aligned} \quad (3.2)$$

Na abordagem quase-dinâmica, o primeiro termo da equação do ensaio estacionário $F'(\tau\alpha)_{en} \cdot K_{\theta b}(\theta) \cdot G_b$ é dividido em duas partes, resultando na soma do rendimento a perdas nulas para a radiação direta e para a radiação difusa: $F'(\tau\alpha)_{en} \cdot K_{\theta b}(\theta) \cdot G_b + F'(\tau\alpha)_{en} \cdot K_{\theta d} \cdot G_d$.

$K_{\theta d}$ é o modificador do ângulo de incidência para a radiação difusa, tomado como uma constante do coletor, enquanto que $K_{\theta b}(\theta)$ é o modificador do ângulo de incidência para a componente direta. Este último requer especial atenção, não só pela sua importância na modelação de coletores, como também pela complexidade que confere ao ensaio. Por este motivo, uma descrição mais pormenorizada sobre a sua modelação é apresentada no capítulo 6.3.

As perdas de calor de um coletor aumentam com a velocidade do ar sobre o mesmo. No regime quase-dinâmico a dependência do vento é modelada por dois termos corretivos. Um deles, $c_3 \cdot v \cdot (T_m - T_a)$, representa a influência do vento nas perdas térmicas, enquanto que o outro, $c_6 \cdot v \cdot G^*$, representa a dependência do rendimento a perdas nulas. No método estacionário, isto é tratado impondo limitações à velocidade do vento durante o período de ensaio, o que para locais de ensaio com clima instável pode ser difícil de executar.

Normalmente a velocidade do ar é denominada por u , contudo foi substituída por v para não ser confundida com a abreviatura utilizada para indicar a incerteza (u - *uncertainty*).

A dependência da irradiância de grande comprimento de onda, incidente e emitida pelo coletor, é modelada pelo termo $(c_4 \cdot (E_L - \sigma \cdot T_a^4))$.

O desempenho transiente do coletor é determinado pela fração $c_5 \cdot \frac{dT_m}{dt}$, onde o coeficiente c_5 representa a capacidade térmica efetiva do coletor. A determinação deste coeficiente requer uma variabilidade suficientemente grande de dT_m/dt . Esta variabilidade é obtida através de variações no nível da irradiação durante o período de ensaio (condições de céu parcialmente nublado), uma vez que a temperatura de entrada se encontra fixa (EN 12975-2).

3.3 Comparação entre o ensaio quase-dinâmico e o ensaio estacionário

Quando comparados de forma qualitativa, o ensaio quase-dinâmico apresenta algumas vantagens face ao método de ensaio em condições estacionárias.

As condições requeridas para o ensaio quase-dinâmico são semelhantes às condições reais de operação de um coletor, uma vez que são incluídos dias de ensaio com radiação difusa. Apresentando condições de ensaio menos restritivas quando comparado com o ensaio estacionário sob condições exteriores, o teste quase-dinâmico tem a vantagem de poder ser aplicado a um maior número de coletores dentro do mesmo período de tempo[38], permitindo simultaneamente uma caracterização do desempenho do coletor mais precisa e completa .

Por outro lado, embora possua um modelo e metodologia de ensaio distintos, o método quase-dinâmico é diretamente compatível com o método estacionário. O mesmo equipamento pode ser usado para ambos somente com alterações mínimas, uma vez que os dados a serem medidos no ensaio estacionário são também requeridos para o ensaio quase-dinâmico. Deste modo, selecionando as sequências de dados obtidas no ensaio quase-dinâmico que cumpram os constrangimentos experimentais do método estacionário, pode sempre ser estabelecida uma comparação com o resultado final destes dois métodos.

O modelo do coletor enunciado em 3.2 tem a capacidade de cobrir a maioria das tipologias de coletores disponíveis no mercado, sem existir diferenciação entre uma metodologia de ensaio para coletores com ou sem cobertura como existe no método estacionário. No entanto, uma vez que este modelo é também mais extenso, a determinação dos seus coeficientes característicos requer um cálculo mais complexo.

3.4 Metodologia de ensaio

O ensaio quase-dinâmico é executado segundo a norma EN-12975-2. Esta norma europeia não só define os procedimentos para o ensaio de coletores sob condições bem definidas e repetíveis, como também fornece os métodos de cálculo para determinar o rendimento térmico apresentado em 3.2.

Segundo a norma EN-12975-2, no ensaio quase-dinâmico o coletor deve ser ensaiado sob condições ao ar livre de maneira a determinar os seus parâmetros característicos. Os pontos de ensaio obtidos devem satisfazer alguns requisitos e devem ser dados para pelo menos quatro temperaturas do fluido de entrada, espaçadas uniformemente sobre o intervalo de temperaturas de operação do coletor.

A figura 3.1 mostra o esquema da instrumentação utilizada no ensaio quase-dinâmico, que pode também ela ser utilizada para o ensaio estacionário em condições exteriores.

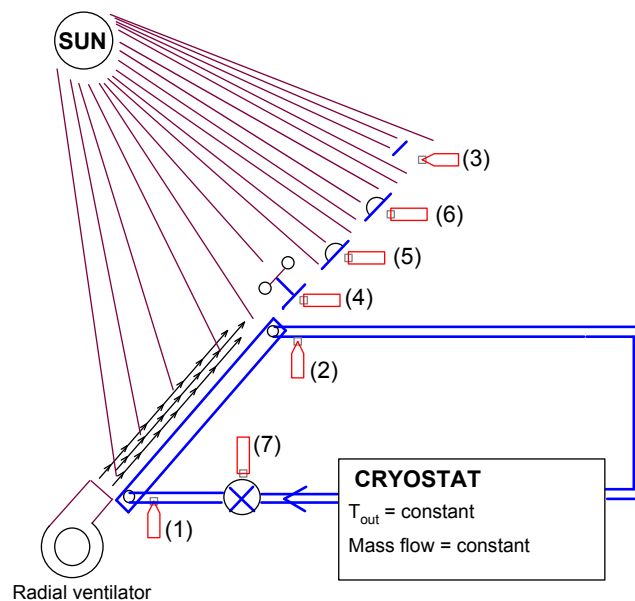


Figura 3.1: Diagrama esquemático para o ensaio quase-dinâmico[4] (Adaptado)

As seguintes medições são efetuadas:

- a área da abertura (A_a), a área do absorsor (A_A) e a área total do coletor (A_G);
- a capacidade térmica do fluido de transferência de calor (c_f);
- o ângulo de incidência da radiação solar direta ou fazer a sua determinação por cálculo (θ);
- o ângulo de inclinação (β) e o azimutal da abertura do coletor (γ);
- a temperatura do fluido de transferência de calor à entrada do coletor (T_{in}), obtida por uma sonda de temperatura - (1) figura 3.1;
- a temperatura do fluido de transferência de calor à saída do coletor (T_{out}) - (2) figura 3.1;
- a temperatura do ar ambiente (T_a) - (3) figura 3.1;
- a velocidade do ar ambiente na superfície do coletor (v), obtida através de um anemómetro - (4) figura 3.1;
- a irradiância solar global na abertura do coletor (G^*), adquirida por via de um piranómetro - (5) figura 3.1;
- a irradiância solar direta na abertura do coletor (G_b), adquirida por via de um pireleómetro - (6) figura 3.1.
- a radiação de grande comprimento de onda incidente na abertura do coletor (E_L);
- o caudal do fluido de transferência de calor que atravessa o coletor (\dot{m}), adquirido através de um medidor de caudal - (7) figura 3.1.

Excluindo a medição das diferentes áreas do coletor e a capacidade térmica do fluido, os restantes valores são obtidos continuamente ao longo do ensaio. A norma EN 12975-2 impõe que o intervalo de aquisição de dados seja entre 1 a 6 segundos, a esses valores é feita uma média num período de amostragem de 5 ou 10 minutos. Esses serão os valores a serem utilizados na análise de dados para obtenção dos parâmetros característicos da equação de balanço do coletor. No LES o

sistema de aquisição de dados realiza uma média aos valores adquiridos num período de 5 minutos.

Em simultâneo devem ser executados os cálculos referentes à potência útil de saída do coletor (\dot{Q}), a radiação difusa no plano do coletor (G_d), obtida a partir da diferença entre a radiação global e direta, assim como a derivada em ordem ao tempo da temperatura média (T_m) no coletor, isto é,

$$\frac{dT_m}{dt} = \frac{T_m(novo) - T_m(anterior)}{\text{intervalo de amostragem}} \quad (3.3)$$

Estes valores devem ser incluídos na base de dados das medições.

As sequências de ensaio devem na sua maioria ser conduzidas sob condições de céu claro, porém, é também requerida uma sequência de ensaio sob condições de céu parcialmente nublado, que inclua variações de céu nublado e limpo. O registo deve conter dados equivalentes para todas estas condições de operação, de forma a garantir uma tal variabilidade que assegure a independência dos parâmetros característicos do coletor a calcular.

É recomendada uma sequência de ensaio de 4 a 5 dias, porém o número exato de dias estará dependente das condições climáticas no local. O período mínimo de duração de uma sequência de ensaio deve ser de 3 horas.

Os valores admissíveis para as grandezas retiradas do ensaio, os seus limites máximos e respetivas incertezas são apresentados na tabela 3.1. O conjunto de dados utilizado para a extração dos parâmetros característicos do coletor deve estar de acordo com estes requisitos. Estes valores podem no entanto variar se o ensaio for aplicado a coletores sem cobertura.

Tabela 3.1: Valores impostos pela Norma EN 12975-2 para o ensaio quase-dinâmico

	Valores Admissíveis	Limite Máximo	Incerteza Padrão
$A [m^2]$	-	0,3%	0,1%
$G [W/m^2]$	-	2,45%	1%
$\dot{m} [kg/s]$	0,02/ m^2 coletor	1%	0,4%
$T_{in} [K]$	-	0,1	0,04
$T_{out} [K]$	-	0,1	0,04
$T_a [K]$	-	0,5	0,2
$\Delta T [K]$	>1	0,05	0,02
$v [m/s]$	1–4	0,25	0,1
$dT_m/dt [K/s]$	incluir valores superiores a $\pm 0,005$	-	-
$\Delta t [s]$	-	0,2%	0,08%

A norma indica uma incerteza máxima para as medições (limite máximo). A incerteza padrão a considerar é obtida através da atribuição de uma distribuição triangular simétrica a essas grandezas, uma vez que é realista assumir que os valores próximos dos limites, onde a incerteza é superior, são menos prováveis do que os mais próximas do ponto médio.

Uma distribuição triangular é caracterizada por apresentar máxima probabilidade para o valor médio e decrescer linearmente até zero nos limites dados por $\bar{x} - a$ e $\bar{x} + a$, e zero fora destes. A incerteza padrão nestas condições é dada por:

$$\sigma = u(x) = a/\sqrt{6} \quad (3.4)$$

4

Determinação de Parâmetros

A determinação dos parâmetros característicos do coletor segundo a equação de balanço do ensaio quase-dinâmico, equação 3.2, não pode ser realizada diretamente pelo processo de medição, implicando o recurso a métodos de ajuste dados. Estes procurarão ajustar os parâmetros do modelo que melhor reproduzem os resultados experimentais. Esse ajuste é feito através da minimização da diferença quadrática entre os valores de potência obtidos experimentalmente e aqueles obtidos através do modelo.

O método dos mínimos quadrados é um método determinístico e o mais simples e comumente utilizado no que diz respeito à otimização de dados pouco complexos. Apesar das suas limitações representa a base da análise estatística moderna, tal como as suas inúmeras variações e extensões.

O método dos mínimos quadrados simples e as equações que o descrevem é apresentado na secção 4.1. Uma das suas variantes, o método dos mínimos quadrados pesados, é descrito na secção 4.2.

4.1 Mínimos quadrados simples

O método dos mínimos quadrados (LS - *least squares*) é uma técnica de otimização matemática e estatística que permite o ajuste de um conjunto de dados a um modelo linear. O melhor ajuste é obtido pela minimização da soma quadrática das diferenças entre os valores estimados e os dados observados. Estas diferenças possuem o nome de resíduos.

O desenvolvimento das bases fundamentais do método dos mínimos quadrados é creditado a Carl Friedrich Gauss, em 1795. Adrien-Marie Legendre foi, no entanto, o primeiro a publicar o método em 1805 no seu *Nouvelles Méthodes Pour la Détermination des Orbites des Comètes*, Gauss apenas publicou as suas conclusões em 1809.[39] Nos dois séculos seguintes, matemáticos foram desenvolvendo diferentes variações de implementação do método dos mínimos quadrados.

Problemas de mínimos quadrados dividem-se essencialmente em duas categorias: mínimos quadrados simples ou lineares e mínimos quadrados não lineares. Esta classificação é feita dependendo se os resíduos são, ou não, lineares para todas as incógnitas. O primeiro caso ocorre na análise de regressão, ou seja, no processo estatístico para estimar as relações entre a, ou as variáveis independentes e a variável dependente. O problema é resolvido a partir de um sistema possível e indeterminado, sendo devolvida uma única solução que terá sido aproximada para o menor erro do modelo. No caso não linear, existe mais do que uma solução possível e o problema tem de ser resolvido de forma iterativa. Em cada iteração, o sistema de equações é aproximado a um sistema linear e por isso o processo de cálculo é semelhante nos dois casos.

O ajuste é feito a partir de um conjunto de n pontos experimentais (x_i, y_i) , $i = 1, \dots, n$, onde x_i é a variável independente e y_i é a variável dependente, cujo valor é obtido experimentalmente. O modelo apresenta a forma de $f(m, x)$, onde os diferentes parâmetros m_n a serem ajustados estão contidos no vetor m . O método dos mínimos quadrados encontra o valor ótimo dos parâmetros quando a soma quadrática dos resíduos, é mínima - equação 4.1.

$$\chi^2 = \sum_{i=1}^n [y(i) - f(m, x)]^2 \quad (4.1)$$

Num caso mais generalizado, a regressão pode mesmo ser aplicada a um modelo onde existam várias variáveis independentes e várias variáveis dependentes.

A equação de balanço do ensaio quase-dinâmico possui apenas uma variável dependente, a potência extraída do coletor, e mais do que uma variável independente. Neste caso, a regressão do modelo pelo método dos mínimos quadrados passa a ser do tipo multilinear. Assim, tendo uma equação do tipo:

$$y(i) = m_1.x_1(i) + m_2.x_2(i) + \dots + m_n.x_n(i) \quad (4.2)$$

e assumindo que a todos os dados obtidos $x_1(i), x_2(i), \dots, x_n(i)$, e $y(i)$ está associada uma incerteza que é igual para todos os pontos, a probabilidade máxima destes parâmetros serem os corretos é obtida a partir da minimização da função qui-quadrada:

$$\chi^2 = \sum_{i=1}^n [y(i) - (m_1.x_1(i) + m_2.x_2(i) + \dots + m_n.x_n(i))]^2 \quad (4.3)$$

A figura 4.1 mostra a correspondência entre as variáveis do modelo quase-dinâmico e regressão multilinear para a obtenção dos parâmetros característicos do coletor.

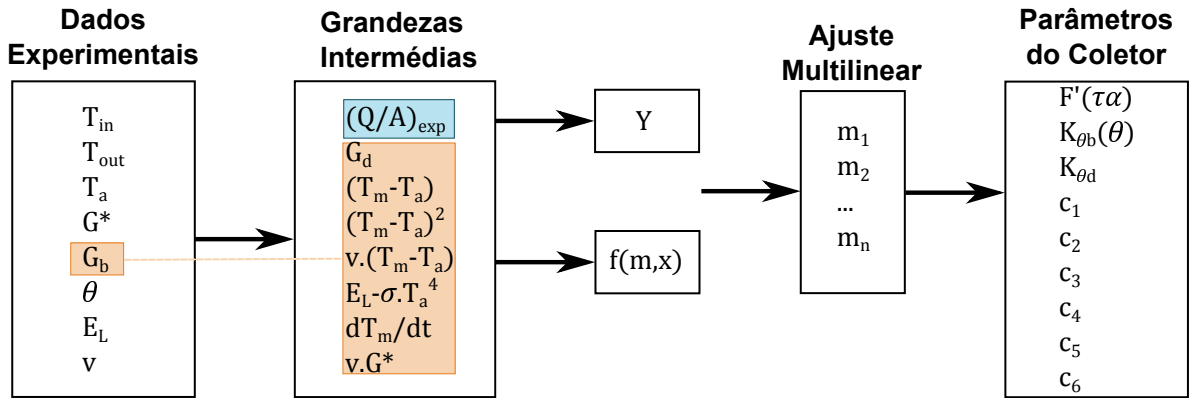


Figura 4.1: Relação entre os dados experimentais e a regressão multilinear. A laranja estão representadas as variáveis de entrada do modelo e a azul a variável de saída.

A determinação dos parâmetros m_1, \dots, m_n a partir da equação 4.3 passa pela resolução do sistema[40]:

$$(A^T \cdot A) \times a = A^T \cdot b \quad (4.4)$$

Onde:

$$A = \begin{bmatrix} X_{1,1} & X_{2,1} & \dots & X_{n,1} \\ X_{1,2} & X_{2,2} & \dots & X_{n,2} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ X_{1,k} & X_{2,k} & \dots & X_{n,k} \end{bmatrix} \quad (4.5)$$

$$b = \begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \dots \\ y_k \end{bmatrix} \quad (4.6)$$

$$a = \begin{bmatrix} m_1 \\ m_2 \\ \dots \\ m_n \end{bmatrix} \quad (4.7)$$

A matriz A é constituída pelas diferentes entradas (variáveis independentes) da regressão, o vetor b contém as saídas da regressão, enquanto que, o vetor a representa o vetor com valores dos parâmetros do modelo.

Os elementos diagonais da matriz $C = (A^T \cdot A)$ são as variâncias dos diferentes parâmetros, e os elementos não diagonais as respectivas covariâncias.

Ao usar o método dos mínimos quadrados simples são assumidas algumas premissas[41, 42]:

- As variáveis do modelo devem apresentar uma relação linear entre si, ou seja, a função a ajustar deve ser do tipo $f = m_1 \cdot x_1 + \dots + m_n \cdot x_n$. Caso contrário, deve ser usado um modelo de regressão não-linear.

- Todos os pontos experimentais são obtidos com a mesma precisão.
- Não existe correlação entre os resíduos das diferentes observações. Se esta correlação existir, então o método não é viável.
- A incerteza associada à variável dependente e às variáveis independentes é conhecida e considerada constante (igual a um).
- O erro experimental é aleatório com média 0 e a sua distribuição é assumida como normal (Gaussiana).

O método dos mínimos quadrados simples pode portanto não ser o mais adequado para o ajuste de todo o tipo de dados. Os requisitos em cima enumerados devem ser tidos em conta, de outro modo, a solução obtida pode não possuir relevância estatística e as incertezas devolvidas pelo método podem ser substanciais, levando a conclusões equívocas.

A regressão simples pelo método dos mínimos quadrados é a metodologia padrão utilizada no LES para o tratamento de dados relativos ao ensaio de rendimento de coletores solares térmicos. A ferramenta utilizada para este fim é o EXCEL e recorrendo à sua função LINEST são obtidos os valores dos coeficientes e suas incertezas.

4.2 Mínimos quadrados pesados

O método dos mínimos quadrados apresenta múltiplas variações, uma delas é o método dos mínimos quadrados pesados. O método dos mínimos quadrados pesados (WLS - *weighted least squares*) permite colmatar uma das lacunas implícitas pelo método dos mínimos quadrados simples, que pressupõe que os erros são constantes para todas as entradas da regressão, em todos os pontos experimentais $(m_1.x_1, \dots, m_n.x_n)$. Na realidade a incerteza associada não é constante, passando no método WLS a ser tomada como um valor ponderado (pesado).

Em situações onde não é razoável supor que cada observação possa ser tratada estatisticamente da mesma forma, o método dos mínimos quadrados pesados pode muitas vezes ser usado como uma alternativa viável para a estimativa de parâmetros. Deste modo, é atribuída de uma ponderação sobre a influência de cada ponto do conjunto de dados nas estimativas dos parâmetros. Essa ponderação indica a precisão da informação contida nessa observação. Num caso não ponderado como o dos mínimos quadrados simples é dada a mesma importância estatística a pontos medidos com menor e maior precisão.

A principal vantagem sobre outras variações de mínimos quadrados, lineares ou não, é que este método permite um ajuste não só quantitativo como também qualitativo. Outra vantagem é que o método dos mínimos quadrados pesados pode ser usado tanto para funções lineares como não lineares.

Tal como no método dos mínimos quadrados simples, os valores desconhecidos dos parâmetros do modelo são estimados a partir da minimização da soma quadrática dos resíduos. Porém, como

já referido, é tida em conta uma ponderação sobre o contributo de cada observação. Assim, para o caso de um modelo de n parâmetros como em 4.2, a função qui-quadrada a minimizar vem:

$$\chi^2 = \sum_{i=1}^n \left[\frac{[y(i) - (m_1 \cdot x_1(i) + m_2 \cdot x_2(i) + \dots + m_n \cdot x_n(i))]^2}{\sigma_i} \right] \quad (4.8)$$

σ_i representa a incerteza sob a forma de desvio padrão do ponto experimental i . Em casos onde os dados experimentais estão sujeitos a erros de medida não só em y_i mas também em x_i , σ_i^2 equivale a:

$$\sigma_i^2 = \text{Var}(y_i - m \cdot x_i) = \sigma_{y_i}^2 + m \times \sigma_{x_i}^2 \quad (4.9)$$

onde $\sigma_{y_i}^2$ e $\sigma_{x_i}^2$ são, respetivamente, as variâncias de y e de x no ponto i [41]. Os valores de m são obtidos a partir de um ajuste auxiliar inicial pelo método dos mínimos quadrados simples.

A determinação dos parâmetros m_1, \dots, m_n a partir da equação 4.8 passa igualmente pela resolução do sistema 4.4[40]. Os vetores b e a apresentam o mesmo formato que nos mínimos quadrados simples, porém, pelo método dos mínimos quadrados pesados, a matriz A que contém as diferentes entradas da regressão vem:

$$A = \begin{bmatrix} \frac{X_{1,1}}{\sigma_1} & \frac{X_{2,1}}{\sigma_1} & \dots & \frac{X_{n,1}}{\sigma_1} \\ \frac{X_{1,2}}{\sigma_2} & \frac{X_{2,2}}{\sigma_2} & \dots & \frac{X_{n,2}}{\sigma_2} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ \frac{X_{1,k}}{\sigma_k} & \frac{X_{2,k}}{\sigma_k} & \dots & \frac{X_{n,k}}{\sigma_k} \end{bmatrix} \quad (4.10)$$

É de ter em conta que os pesos atribuídos pelo método WLS são apenas estimativas e não os valores reais dessas ponderações. Este efeito pode ter um impacto significativo caso o número de observações utilizadas na regressão, isto é, a amostra, seja pouco representativa do que acontece na realidade, afetando posteriormente a análise de regressão e a sua interpretação.

Um dos maiores problemas do método dos mínimos quadrados pesados é a sua sensibilidade a *outliers*, isto é, valores atípicos na amostra. Se estas discrepâncias não forem analisadas e tratadas adequadamente, os resultados obtidos poderão ser inadequados, uma vez que este método aumenta na verdade a influência de um *outlier*. Nestes casos, os resultados da análise poderão ser piores que os de uma análise pelo método mínimos quadrados simples.

5

Cálculo de Incertezas

Ao relatar o resultado da medição de uma grandeza física, é obrigatório que seja fornecida uma indicação sobre quão bem o resultado da medição representa o valor da quantidade medida.

A incerteza de uma medição é uma indicação quantitativa da qualidade dos resultados obtidos, permitindo que estes possam ser comparados entre si, com valores de referência ou a um padrão. Algumas especificações sobre este assunto são apresentadas em 5.1.

O guia JCGM 100:2008 - GUM (*Guide to the expression of uncertainty in measurement*) fornece orientações sobre a estimativa da incerteza de medições, baseando-se na lei da propagação de incertezas. Esta metodologia, secção 5.1, tem sido aplicada com sucesso há vários anos, em todo o mundo, numa vasta gama de processos de medições e em áreas bastante variadas.

O GUM, no entanto, poderá não representar a metodologia mais completa para a estimativa de incertezas de todas as medições, uma vez que contém algumas aproximações.

Pode ser tomado como método alternativo para a estimativa de incertezas o método de Monte Carlo, secção 5.3. Este permite cobrir uma ampla gama de medições que não poderiam ser tratadas usando apenas o GUM.

As orientações sobre a aplicação de simulações de Monte Carlo para problemas metrológicos são fornecidas pelo guia JCGM 101:2008 (*Supplement 1 to the "Guide to the expression of uncertainty in measurement" – Propagation of distributions using a Monte Carlo method*), que recomenda alguns algoritmos que melhor se adequam ao seu uso na estimativa de incertezas em metrologia. Este método tem como base a propagação de distribuições de probabilidade por via de métodos numéricos.

5.1 Cálculo de incertezas em metrologia

Um processo de medição implica levar a cabo uma série de procedimentos, cujo objetivo é a especificação do valor da quantidade medida. Quando uma quantidade é medida, o resultado depende do sistema e do processo de medição, da perícia do operador, das condições ambiente, entre outros. Mesmo que a quantidade seja medida várias vezes, pelo mesmo procedimento e nas mesmas circunstâncias, um valor diferente é em geral obtido (assumindo que o sistema de medição tem uma resolução suficiente para distinguir esses valores).

A dispersão dos valores medidos relaciona-se com a forma como é feita a medição. A sua média fornece uma estimativa do valor verdadeiro da quantidade. A dispersão e o número vezes que os valores são medidos fornecem informações relativas ao valor da média como uma estimativa do valor verdadeiro.

No geral, a medição tem imperfeições que dão origem a erros no resultado da medição. A impossibilidade de definir completamente este resultado leva ao surgimento de incertezas.

Erros podem surgir devido à calibração imperfeita de um instrumento de medição, devido ao conhecimento incompleto dos efeitos das condições ambiente na amostra, entre outros. Um erro é visto como tendo dois componentes, uma componente aleatória e uma componente sistemática.

Um erro aleatório decorre de variações temporais e espaciais imprevisíveis. Estes efeitos, denominados efeitos aleatórios, dão origem a variações na distribuição das observações repetidas. Embora não seja possível compensar o erro aleatório de um resultado de medição, este pode normalmente ser reduzido através do aumento do número de observações (maior variabilidade da amostra). O valor esperado deste erro é zero.

Um erro sistemático, tal como um erro aleatório, não pode ser eliminado mas pode, porém, muitas vezes ser reduzido. Se um erro sistemático surge a partir de um efeito conhecido na influência do resultado da medição, efeito sistemático, este efeito pode ser quantificado e, caso seja significativo em relação à precisão requerida para a medição, pode ser aplicado um fator de correção para compensar o seu efeito. Supõe-se que, após a correção, o valor esperado deste erro seja zero.

Um erro não é quantificável, apenas é possível realizar esforços para que o seu valor esperado seja nulo. A incerteza do resultado de uma medição, por sua vez, pode ser quantificável e reflete a falta de conhecimento do valor exato da grandeza medida. O resultado de uma medição após a correção para efeitos sistemáticos reconhecidos é ainda apenas uma estimativa, devido à incerteza decorrente de efeitos aleatórios e da correção imperfeita do resultado para efeitos sistemáticos.

Na prática, existem diversas fontes que contribuem para a incerteza de uma medição. São exemplos a definição incompleta das grandezas medidas, uma amostragem não representativa, tendências pessoais na leitura de instrumentos analógicos, aproximações no método e procedimento de medição ou, variações nas observações repetidas sob condições aparentemente idênticas.

Existem duas categorias de componentes de incertezas, A e B, catalogadas com base no seu método de avaliação. É de notar que estas categorias aplicam-se à determinação de incertezas e não são substitutos para as palavras "aleatório" e "sistemático". A incerteza da correção de um efeito

sistemático conhecido pode em alguns casos ser obtida por uma avaliação do Tipo A e noutros por uma avaliação do Tipo B, tal como a incerteza que caracteriza um efeito aleatório. Ambos os tipos de avaliação são baseados em distribuições de probabilidade e quantificados por variâncias ou desvios padrão.

Incertezas de Tipo A dependem das condições de medição e são obtidas através da análise estatística das amostras de dados. Numa avaliação de Tipo A, cada estimativa da entrada x_i e a sua incerteza padrão associada $u(x_i)$ são obtidas a partir da distribuição dos valores possíveis da grandeza de entrada X_i , onde esta distribuição de probabilidade é feita com base na série de observações $X_{i,k}$ de X_i .

Para uma estimativa x_i de uma grandeza de entrada X_i que não tenha sido obtida a partir de observações repetidas, a variância associada $u^2(x_i)$, ou a incerteza padrão $u(x_i)$, é avaliada pelo julgamento científico com base em todas as informações disponíveis sobre a possível variabilidade de X_i . O conjunto de informações pode incluir dados de medições anteriores, dados fornecidos em calibrações, especificações do fabricante ou da bibliografia. A incerteza obtida a partir deste tipo de avaliação é de Tipo B.

O uso adequado do conjunto de informações disponíveis para uma avaliação de Tipo B da incerteza padrão, exige discernimento baseado na experiência e conhecimentos gerais. No entanto, deve-se reconhecer que uma avaliação de Tipo B pode ser tão confiável quanto uma avaliação de Tipo A, especialmente numa situação onde a avaliação de Tipo A é baseada num número limitado de observações estatisticamente independentes.

A par da necessidade de uma quantidade que defina a confiança do resultado de medição obtido, é também imprescindível que o método para avaliar e expressar a incerteza de medições seja uniforme a uma escala global, permitindo que sejam inferidas conclusões quando comparados diferentes resultados.

Consciente desta necessidade, em outubro de 1980 é convocado pelo *Bureau International des Poids et Mesures* (BIPM) o Grupo de Trabalho para a Declaração de Incertezas, em resposta ao pedido do *Comité International des Poids et Mesures* (CIPM)[14]. Juntamente com outras organizações, como o *International Organization for Standardization* (ISO), é preparado um relatório tendo em conta o estabelecimento de uma regulamentação universal e facilmente interpretada para a estimativa de incertezas em metrologia.

As seguintes ideias gerais eram apresentadas neste relatório, denominado Recomendação INC-1 (1980):

- estabelecimento de um procedimento aplicável a todos os tipos de medidas e para todos os tipos de dados utilizados em medições;
- distinção entre avaliações de Tipo A e B e fornecimento de especificações de como o resultado da avaliação destas incertezas deve ser documentado;
- distinção entre incertezas de Tipo A e B e erros sistemáticos e aleatórios, uma vez que a diferença entre estes conceitos não era clara;
- caracterização da incerteza combinada da medição pela junção de incertezas de Tipo A e B,

este resultado deve ser apresentado sob a forma de desvio padrão;

- em casos onde a incerteza combinada seja multiplicada por um fator para a obtenção da incerteza total, esse fator deve ser apresentado.

Aprovada primeira recomendação do CIPM, uma nova reunião foi realizada a outubro de 1981, com o intuito de encontrar uma metodologia acordada para a expressão de incertezas de medições em metrologia. Um progresso encorajador na busca de uma solução aceitável foi alcançado e a Recomendação 1 (CI-1981) constituía assim a base de um eventual acordo sobre a expressão de incertezas. Era recomendado que as propostas definidas fossem amplamente difundidas e aplicadas para comparações realizadas internacionalmente nos próximos anos. Outras organizações interessadas foram encorajadas a examinar e testar estas propostas e deixar seus comentários ao BIPM através da realização de relatórios com o seu *feedback*.

Em 1986 é realizada uma nova reunião do CIPM, resultando na Recomendação 1 (CI-1986). Nela é considerada a adoção da Recomendação INC-1 (1980) pelo Grupo de Trabalho sobre a Declaração de Incertezas e a adoção pelo CIPM da Recomendação 1 (CI-1981). É requerida a combinação das incertezas de Tipo A e B, reportadas através de um único desvio padrão.

Surgia assim o *Guide to the expression of uncertainty in measurement* (GUM), adotado por todos os principais institutos nacionais de medição e pelos padrões internacionais de acreditação de laboratórios, como um consenso internacional sobre a avaliação e expressão da incerteza de medições. O GUM garante o significado de uma vasta gama de resultados de medições em diversas áreas como a ciência, comércio e indústria.

5.2 *Guide to the expression of uncertainty in measurement* - GUM

O GUM5.2, tal como referido anteriormente, é o documento afirmado em 1986 que parte da Recomendação 1 (CI-1981) e da Recomendação INC-1 (1980), servindo como guia para a expressão da incerteza de medições em processos de padronização, calibração, acreditação de laboratórios e metrologia. A finalidade desta orientação é assegurar que a informação relativa à estimativa de incertezas é efetuada de forma completa e harmonizada, proporcionando uma referência para a comparação de resultados de medições internacionais.

A metodologia fornecida pelo GUM para a avaliação de incertezas tem como princípio a *lei da propagação de incertezas*, onde os componentes de incerteza singulares são combinados numa única incerteza - *incerteza padrão composta*. Este guia trata os componentes de incerteza resultantes de efeitos aleatórios e de correções para efeitos sistemáticos da mesma forma, assim como a avaliação de incertezas de Tipo A e B. O ponto de vista adotado é que todos os componentes de incerteza são da mesma natureza e por isso devem ser tratados de forma idêntica.

A lei da propagação de incertezas apresenta-se como um meio para calcular a propagação de incertezas, através de um modelo matemático que transforma o conjunto de observações repetidas no resultado da medição, pressupondo que o resultado final é caracterizado por uma distribuição de Gauss ou por uma distribuição de t de Student. Uma representação da propagação de incertezas é apresentada na figura 5.1.

A principais vantagens desta metodologia como base para a determinação da incerteza de medições são:

- a lei da propagação de incertezas é transmissível, isto é, permite que a incerteza padrão composta de um resultado seja facilmente incorporada na avaliação da incerteza padrão composta de outra grandeza;
- a incerteza padrão composta pode servir como base para o cálculo de intervalos de confiança;
- não é necessário classificar os diferentes componentes de incerteza, simplificando o processo da estimativa de incertezas.

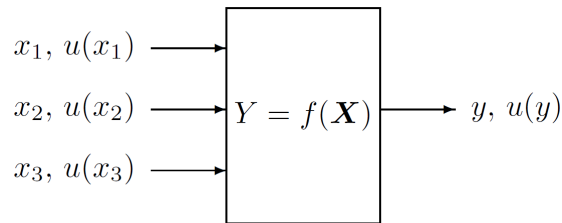


Figura 5.1: Ilustração da propagação de incertezas para $n=3$ entradas independentes [5]

5.2.1 Lei da propagação de incertezas

A lei da propagação de incertezas permite que as incertezas com influência na grandeza de saída sejam combinadas através de um modelo, sem que seja necessária a distinção entre avaliações de Tipo A e/ou de Tipo B.

O resultado da medição de Y é muitas vezes determinado a partir de outras n quantidades medidas X_1, X_2, \dots, X_n , através de uma relação funcional $Y = f(X_1, X_2, \dots, X_n)$, e a sua incerteza padrão é obtida a partir dos valores destas grandezas à qual se encontra dependente - incerteza padrão composta.

A incerteza padrão composta $u_c(y)$ é o desvio padrão associado à estimativa de Y e é igual à raiz quadrada positiva da variância composta $u_c^2(y)$, obtida a partir das variâncias e covariâncias das estimativas das variáveis x_i . A expressão de $u_c^2(y)$ é dada por:

$$u_c^2(y) = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n \frac{\partial f}{\partial x_i} \frac{\partial f}{\partial x_j} u(x_i, x_j) = \sum_{i=1}^n \left(\frac{\partial f}{\partial x_i} \right)^2 u^2(x_i) + 2 \sum_{i=1}^{n-1} \sum_{j=i+1}^n \frac{\partial f}{\partial x_i} \frac{\partial f}{\partial x_j} u(x_i, x_j) \quad (5.1)$$

onde x_i e x_j são as estimativas de X_i e X_j e $u(x_i, x_j) = u(x_j, x_i)$ é a covariância estimada associada a x_i e x_j . O grau de correlação entre x_i e x_j é caracterizado pelo coeficiente de correlação:

$$r(x_i, x_j) = \frac{u(x_i, x_j)}{u(x_i) \cdot u(x_j)} \quad (5.2)$$

onde $r(x_i, x_j) = r(x_j, x_i)$, e $-1 \leq r(x_i, x_j) \leq +1$. Se as estimativas x_i e x_j são independentes, isto é, alterações numa não implicam alterações na outra, então $r(x_i, x_j) = 0$.

No caso do modelo quase-dinâmico, todos os pontos de ensaio são independentes entre si e todas as grandezas de entrada são provenientes de distintos instrumentos de medição, implicando que não haja qualquer tipo de correlação. Quando todas as grandezas de entrada são independentes (as variáveis aleatórias, não as quantidades físicas assumidas como constantes), a incerteza padrão combinada passa a ser obtida pela expressão:

$$u_c^2(y) = \sum_{i=1}^n \left(\frac{\partial f}{\partial x_i} \right)^2 u^2(x_i) \quad (5.3)$$

onde f é a função que transforma o conjunto de observações repetidas no resultado da medição. Cada $u(x_i)$ é uma incerteza padrão de Tipo A ou de Tipo B. A incerteza padrão combinada $u_c(y)$ é um desvio padrão estimado e caracteriza a dispersão dos valores que podem ser razoavelmente atribuídos a Y .

As derivadas parciais $\partial f / \partial x_i$ são avaliadas como $X_i = x_i$, ou seja, iguais a $\partial f / \partial X_i$. Estas derivadas, também chamadas coeficientes de sensibilidade, descrevem as variações da estimativa da grandeza de saída y com as mudanças nos valores das estimativas de entrada x_1, x_2, \dots, x_n .

Em alternativa, os coeficientes de sensibilidade $\partial f / \partial x_i$ podem ser determinados experimentalmente: é medida a alteração em Y produzida por uma mudança num determinado X_i , mantendo as restantes variáveis de entrada constantes.

As expressões 5.1 e 5.3 são abordadas no GUM como a lei da propagação de incertezas. Estas duas equações são baseadas numa aproximação do modelo $Y = f(X_1, X_2, \dots, X_n)$ a uma série de Taylor de primeira ordem.

O processo de cálculo para a implementação da lei da propagação de incertezas pode então ser resumido pelo seguinte procedimento:

1. Expressar matematicamente a relação entre a variável de saída Y e grandezas de entrada da qual depende: $Y = f(X_1, X_2, \dots, X_n)$. A função f deve conter todas as quantidades que podem contribuir com uma componente significativa de incerteza para o resultado da medição;
2. Determinar x_i , o valor estimado da quantidade de entrada X_i , quer com base na análise estatística de uma série de observações, ou por outros meios;
3. Avaliar a incerteza padrão $u(x_i)$ de cada estimativa da entrada x_i ;
4. Avaliar as covariâncias associadas a quaisquer estimativas de entrada que estejam correlacionadas;
5. Calcular o resultado da medição, isto é, a estimativa y da grandeza medida Y , a partir da relação funcional f , usando para as grandezas de entrada X_i as suas estimativas x_i obtidas

no ponto 2;

6. Determinar a incerteza padrão composta $u_c(y)$ do resultado da medição, y , a partir das incertezas padrão e covariâncias associadas às estimativas de entrada;
7. Reportar o resultado da medição y juntamente com a sua incerteza padrão composta $u_c(y)$, ou opcionalmente a incerteza expandida U .

Em alguns casos, pode ser necessário fornecer uma incerteza expandida U , cujo objetivo é fornecer um intervalo $y - U$ a $y + U$ que seja esperado abranger uma grande fração da distribuição de valores que podem ser atribuídos a Y . A incerteza expandida é obtida multiplicando a incerteza padrão combinada $u_c(y)$ por um fator de cobertura k :

$$U = k \cdot u_c(y) \quad (5.4)$$

O fator k , tipicamente entre 2 e 3, é escolhido com base no grau de confiança requerido para o intervalo. A multiplicação de $u_c(y)$ por uma constante não fornece nenhuma informação nova, no entanto apresenta as informações anteriormente disponíveis de forma diferente.

5.3 Método de Monte Carlo

O Método de Monte Carlo (MCM - *Monte Carlo method*) é um método estatístico que se baseia na propagação de distribuições de probabilidade através da repetição de sucessivas simulações (amostragens aleatórias) um elevado número de vezes, com o objetivo de encontrar soluções para um determinado problema.

O método de Monte Carlo é um método comumente usado como forma de obter aproximações numéricas de funções complexas em que é difícil, ou mesmo impossível, obter uma solução analítica ou, pelo menos, determinística. Pode também ser usado para simulações, onde o seu objetivo é a determinação de um modelo relacional entre variáveis dependentes e independentes. Neste caso, uma vez que o modelo já existe, o método de Monte Carlo é ao invés utilizado como uma ferramenta para a determinação de incertezas.

Esta metodologia tem como base o suplemento do GUM "*Propagation of distributions using a Monte Carlo method*"[5], que propõe a propagação de distribuições de probabilidade de medições como base para a avaliação de incertezas. Este tratamento é aplicado a um modelo matemático com determinado número n de grandezas de entrada (valores medidos), e uma única saída. Um esquema da aplicação do método de Monte Carlo é apresentado na figura 5.2.

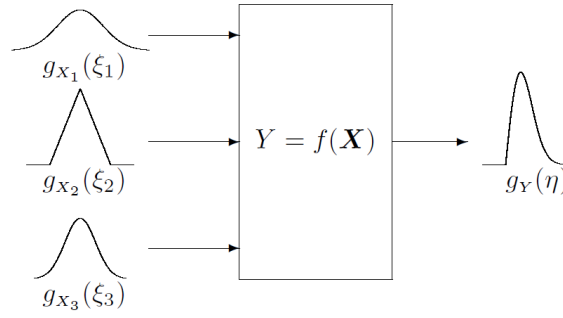


Figura 5.2: Ilustração da propagação de distribuições para $n=3$ entradas independentes [5]

5.3.1 Metodologia

O princípio da determinação da incerteza pelo método de Monte Carlo passa pela atribuição de uma função de densidade de probabilidade (f.d.p.) Gaussiana (normal), retangular (uniforme), triangular (no caso das variáveis do modelo quase-dinâmico), ou outra, à variável aleatória X_i , com base na informação retirada das várias observações (avaliação da incerteza de Tipo A), e/ou com base no julgamento por meio de outras informações, como valores de referência ou calibrações (avaliação da incerteza de Tipo B).

Aos X_i que não sejam independentes deve ser atribuída uma f.d.p. conjunta, de forma a realizar o estudo do comportamento simultâneo dessas variáveis. Uma função de densidade de probabilidade conjunta permite a caracterização probabilística de um par aleatório (X_1, X_2) , tal como a função de densidade de probabilidade permite a de uma variável aleatória discreta.

Na implementação do MCM, M vetores x_r , $r = 1, \dots, M$ são gerados a partir das funções de densidade de probabilidade $g_{X_i}(\xi_i)$ para as n quantidades de entrada X_i . As estimativas, incertezas padrão, covariâncias e graus de liberdade resumem as informações disponíveis sobre as quantidades de entrada. Com a abordagem aqui considerada, esta informação é codificada em termos de funções de densidade de probabilidade. O método utiliza estas f.d.p. a fim de determinar a f.d.p. para a quantidade de saída.

Na fase do cálculo de incertezas deve ser feita a propagação das funções de densidade de probabilidade para os diferentes X_i através do modelo para obter a f.d.p. para Y . Os dados que são permitidos obter a partir dessa f.d.p. são o valor esperado de Y , isto é, a sua estimativa, o desvio padrão, tomado como a incerteza padrão $u(y)$ associada a y , e um intervalo de confiança que contém Y com uma determinada probabilidade. Esta abordagem é repetida sucessivas vezes a partir da amostragem das funções de densidade de probabilidade para X_i e da avaliação do modelo em cada caso.

Cada y_r é obtido pela amostragem ao acaso de cada uma das f.d.p. para X_i . A função distribuição (G) é a saída primária do MCM e engloba y_r ordenado de forma estritamente crescente. A qualidade destes resultados calculados melhora à medida que aumenta o número de vezes que as f.d.p. são

amostradas.

O número de ensaios de Monte Carlo (M) corresponde ao número de avaliações realizadas ao modelo. M pode ser escolhido *a priori* ou por um método adaptativo. Neste trabalho, uma vez que é sabido que um valor de $M = 10^6$ é esperado entregar um intervalo com um grau de confiança de 95%[5] para a quantidade de saída, com um a dois algarismos significativos, foi este o valor utilizado para os cálculos.

O modelo é avaliado para cada um dos M ensaios das funções de densidade de probabilidade para as n quantidades de entrada. Os M ensaios podem ser traduzidos por x_1, \dots, x_M , onde o ensaio r (x_r) contém $x_{1,r}, \dots, x_{n,r}$, sendo $x_{i,r}$ uma estimativa da f.d.p. para X_i . Os valores do modelo virão então:

$$y_r = f(x_r), r = 1, \dots, M \quad (5.5)$$

A estimativa y de Y pelo método de Monte Carlo é obtida pela média:

$$\tilde{y} = \frac{1}{M} \sum_{r=1}^M y_r \quad (5.6)$$

e o desvio padrão $u(\tilde{y})$, associado a y , obtido pela expressão:

$$u^2(\tilde{y}) = \frac{1}{M-1} \sum_{r=1}^M (y_r - \tilde{y})^2 \quad (5.7)$$

O processo de cálculo do método de Monte Carlo pode então ser resumido pelo seguinte procedimento:

1. selecionar o número M de ensaios de Monte Carlo a serem feitos. A eficácia do MCM para a determinação de y , $u(y)$ e de um intervalo de confiança para Y depende da utilização de um valor adequadamente grande de M .
2. gerar M vetores por amostragem das f.d.p. atribuídas às n das grandezas de entrada X_i .
3. para cada um desses vetores, formar o modelo correspondente de Y , produzindo M valores do modelo.
4. classificar esses M valores modelo em ordem estritamente crescente, usando os valores obtidos para gerar G .
5. usar G para formar uma estimativa y de Y , e a incerteza padrão $u(y)$ associada a y .
6. usar G para formar um intervalo de confiança adequado a Y , para uma probabilidade de confiança estipulada. Este último passo pode ser opcional, caso o valor escolhido de M já tenha associado um determinado grau de confiança.

5.3.2 Aplicações e comparação com o GUM

A lei da propagação da incerteza é um método analítico, porém apresenta algumas restrições ao conjunto de dados aos quais pode ser aplicado. O método de Monte Carlo não é um método

analítico, mas é válido para uma grande classe de problemas, visto que as condições para a sua aplicação são menos restritivas que as impostas para a aplicação do GUM.

O método de Monte Carlo representa uma alternativa para avaliação de incertezas ao GUM em problemas onde o modelo é complexo, e que por isso é também difícil ou inconveniente fornecer as derivadas parciais do modelo, como necessário na lei da propagação da incerteza.

Apresenta-se também como uma alternativa viável, em casos onde a função de densidade de probabilidade, quer para as quantidades de entrada, quer para a quantidade de saída, se afaste de uma distribuição normal ou de t de Student, como o requerido para a aplicação da metodologia do GUM.

No entanto, para modelos lineares ou linearizados, em que as grandezas de entrada sejam caracterizadas por funções de densidade de probabilidade Gaussianas, a abordagem tomada pelo MCM concorda consistentemente com a abordada pelo GUM. Quando a linearização do modelo fornece uma representação inadequada, a estimativa da quantidade de saída e a incerteza padrão associada fornecida pelo GUM pode não ser fiável.

A aplicação do MCM é também apropriada a problemas onde a estimativa e a incerteza padrão associada quer às quantidades de entrada, quer à quantidade de saída, são aproximadamente da mesma magnitude.

A propagação de distribuições possui também uma aplicação mais ampla do que a abordagem tomada pelo GUM, uma vez que a propagação de distribuições utiliza informação de forma mais completa do que a transmitida por melhores estimativas e as incertezas padrão associadas (e graus de liberdade e covariâncias se for o caso).

Assim sendo, nos casos em que as condições para a aplicação da metodologia do GUM não são supridas, no geral, pode-se esperar que a abordagem do MCM resulte numa declaração de incerteza válida, uma vez que, a propagação de distribuições fornece sempre uma função de densidade de probabilidade para a quantidade de saída que é consistente com o modelo e com as funções de densidade de probabilidade das quantidades de entrada.

6

Tratamento de Dados

Neste capítulo é apresentada a metodologia desenvolvida para a obtenção dos parâmetros característicos do coletor e suas incertezas. Algumas características das condições de ensaio relativas aos dois coletores em estudo são apresentadas em 6.1.

A aplicação do modelo completo do coletor segundo o ensaio quase-dinâmico nem sempre é obrigatória. Os coeficientes c_3 , c_4 e c_6 são opcionais e devem ser utilizados apenas quando apresentam relevância estatística. As condições aplicadas e os cálculos efetuados para este fim encontram-se na secção 6.2.

A determinação do modificador de ângulo de incidência requer um procedimento mais complexo, quando comparado aos restantes parâmetros característicos do coletor. Em 6.3 são apresentados os procedimentos utilizados para a sua modelação, que variam consoante o tipo do coletor. Para o coletor de tubos de vácuo no entanto são tomadas duas abordagens distintas.

Nas secções 6.4 e 6.5 são apresentados os dois casos de estudo a serem analisados. O primeiro corresponde ao procedimento descrito no GUM, aliado ao ajuste pelo método dos mínimos quadrados pesados. E o segundo, o método de Monte Carlo para a estimativa de incertezas, associado ao método dos mínimos quadrados simples. O cálculo computacional desenvolvido para este fim utiliza a linguagem *Python* e é descrito de forma esquematizada em 6.6.

6.1 Coletores solares térmicos de ensaio

A determinação dos parâmetros característicos do modelo quase-dinâmico e suas incertezas foi aplicada a dois coletores distintos, um coletor plano com cobertura e um coletor de tubos de vácuo. As suas características de ensaio encontram-se na tabela 6.1.

Para os dois coletores, o fluido de transferência utilizado para o circuito de ensaio foi apenas água.

Tabela 6.1: Coletores Utilizados no Ensaio Quase-Dinâmico

	Área [m ²]	Inclinação (°)	Azimute (°)	Dias Ensaio	Início Ensaio	Fim Ensaio
FPC	2,25	31	0	5	03.09.2011	07.09.2011
ETC	1,993	21	0	6	12.05.2011	04.06.2011

6.2 Cálculo de relevância de parâmetros

A aplicação do modelo completo do coletor tal como apresentado na equação 3.2 pode não ser necessária. Para todos os tipos de coletores, o uso de $F'(\tau\alpha)_{en}$, $K_{\theta b}(\theta)$, $K_{\theta d}$ e dos coeficientes c_1 , c_2 e c_5 é obrigatória (EN 12975-2 2006), e estes deverão ser identificados.

Para coletores sem cobertura é obrigatória a utilização do modelo completo do coletor. No entanto, para outras tipologias, os coeficientes c_3 , c_4 e c_6 são facultativos e podem ser considerados sem significância estatística, onde o vento e as perdas de irradiância de grande comprimento de onda são negligenciáveis.

Um coeficiente da equação de balanço do ensaio quase-dinâmico é considerado relevante se o seu valor for superior a 0 e, se a razão entre o seu valor e o seu desvio padrão for superior a 3¹. Caso estas duas condições se verifiquem, o coeficiente é considerado estatisticamente relevante e é incluído no cálculo final da determinação de parâmetros e suas incertezas.

Para o cálculo da relevância de parâmetros é feita uma regressão simples preliminar apenas para verificar quais dos coeficientes obedecem a estes constrangimentos.

Nos *scripts* desenvolvidos para coletores planos, os coeficientes c_3 , c_4 e c_6 que se revelem estatisticamente relevantes são diretamente usados na regressão final para a identificação de parâmetros. Para o coletor plano em estudo, dos parâmetros opcionais apenas o coeficiente c_3 se revelou significativo.

Para o caso de coletores de tubos de vácuo, é efetuado o cálculo de relevância estatística e perante os resultados obtidos é incluído o *input* do utilizador se pretende manter esses coeficientes na identificação final de parâmetros. Este procedimento é realizado pois ainda que obedçam aos constrangimentos impostos, estes coeficientes são normalmente irrelevantes, uma vez que, devido ao isolamento do vácuo, não é provável que coletores de tubos de vácuo apresentem uma

¹ Apenas nesta situação em particular foi adotada a norma ISO 9806:2013 em vez da norma EN 12975-2:2006.

dependência na velocidade do vento. No coletor de tubos de vácuo analisado nenhum dos três coeficientes foi contabilizado apesar de c_3 e c_4 serem apontados como tendo relevância estatística.

6.3 Modificador do ângulo de incidência

O modificador do ângulo de incidência (IAM-*incidence angle modifier*) para a radiação direta é um dos parâmetros característicos do coletor no modelo quase-dinâmico. Este parâmetro adimensional indica o fator em que o rendimento varia quando a incidência não é normal à superfície de captação, tendo por isso uma influência significativa no desempenho dos coletores sem seguimento, uma vez que a direção da radiação incidente muda continuamente durante o dia e durante o ano.

Para a radiação incidente não normal, o desvio do rendimento ótico é descrito por $K_{\theta b}(\theta)$. Na maioria das vezes $K_{\theta b}(\theta) < 1$ e diminui com o aumento do ângulo de incidência, no entanto, para alguns coletores e ângulos de incidência, $K_{\theta b}(\theta)$ pode ser superior a 1.

A complexidade da abordagem à determinação do IAM varia de acordo com o tipo de coletor.

6.3.1 Aplicação a coletores planos

Em coletores planos não existe distinção do comportamento do coletor com a direção da radiação incidente - coletor isotrópico. Assim, é aplicado um modelo básico da dependência do IAM para a radiação direta, através da expressão proposta por Souka e Safwat (1966)[43]:

$$K_{\theta,b}(\theta) = 1 - b_0 \left(\frac{1}{\cos(\theta)} - 1 \right) \quad (6.1)$$

onde $b_0 > 0$ é o coeficiente de modificador de ângulo de incidência e é ajustado aos dados experimentais.

Esta expressão é usada para expandir o primeiro termo do modelo coletor, equação 3.2.

6.3.2 Aplicação a coletores de tubos de vácuo

Para coletores cujas características óticas não são simétricas com a direção de incidência (coletores bi-axiais), é necessário medir os efeitos do ângulo incidente em mais do que uma direção para caracterizar adequadamente o IAM.

Isto é o que acontece em coletores de tubos de vácuo, onde a dependência do ângulo de incidência é mais complexa e, por conseguinte, $K_{\theta b}$ não é dependente de um único ângulo de incidência como na equação 6.1. Em vez disso, o feixe de luz incidente necessita ser considerado em duas dimensões e o modificador pode ser descrito como $K_{\theta,b}(\theta_t, \theta_l)$, onde θ_t e θ_l são respetivamente as projeções do ângulo incidente θ nos planos transversal e longitudinal - figura 6.1.

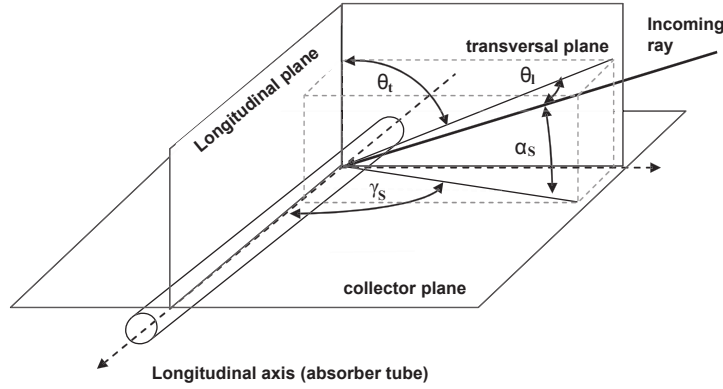


Figura 6.1: Definição dos ângulos utilizados no cálculo do rendimento ótico para um coletor de tubos de vácuo alinhado paralelamente ao eixo Norte - Sul: γ_s - azimute solar, α_s - altura solar, θ_t - ângulo de incidência transversal, θ_l - ângulo de incidência longitudinal [6]

Uma vez que a posição do sol é determinada por θ_t e θ_l , medições e cálculos do comportamento ângulo de incidência têm que ser feitos nos dois planos ortogonais para determinar $K_{\theta,b}(\theta_t, \theta_l)$ para qualquer posição do sol.

O modificador do ângulo de incidência complexo pode ser estimado pelo produto de dois modificadores de ângulo de incidência distintos, $K_{\theta,t}$ e $K_{\theta,l}$, para dois planos simétricos perpendiculares de acordo com:

$$K_{\theta,b}(\theta_t, \theta_l) = K_{\theta,b}(\theta_t, 0) \times K_{\theta,b}(0, \theta_l) \quad (6.2)$$

Esta aproximação à fatorização do IAM da radiação direta nos seus dois componentes foi sugerida por McIntire (1982)[44].

Na modelação do ângulo de incidência transversal foram tidas em conta duas abordagens distintas, uma utilizando a fatorização de $K_{\theta,t}$, método de *dummy variables*, e outra utilizando uma função pré-definida para $K_{\theta,t}$. Para $K_{\theta,l}$ é utilizada a equação padrão 6.1, onde θ passa a ser substituído por θ_l .

6.3.2.A Modificador de ângulo de incidência transversal - *dummy variables*

A primeira abordagem tomada para a modelação do modificador de ângulo transversal baseia-se no uso de *dummy variables* na regressão multilinear clássica (Draper e Smith, 1981)[45], utilizadas quando uma base de dados é decomposta em diferentes blocos de informação.

Neste caso, a radiação direta é dividida em diferentes classes dependendo do ângulo de incidência transversal. Esta componente do ângulo de incidência é dividida em intervalos de 5° e a radiação absorvida para um determinado ângulo de incidência é determinada.

Os valores dos ângulos de transversais devem incluir valores superiores a 60°, uma vez que é para estes valores que a influência do IAM se torna mais significativa, figura 6.2. Para o coletor de tubos de vácuo ensaiado a faixa máxima varia num intervalo de 60 a 65°, o que resulta em 13 intervalos angulares para a descrição do desempenho ótico do coletor.

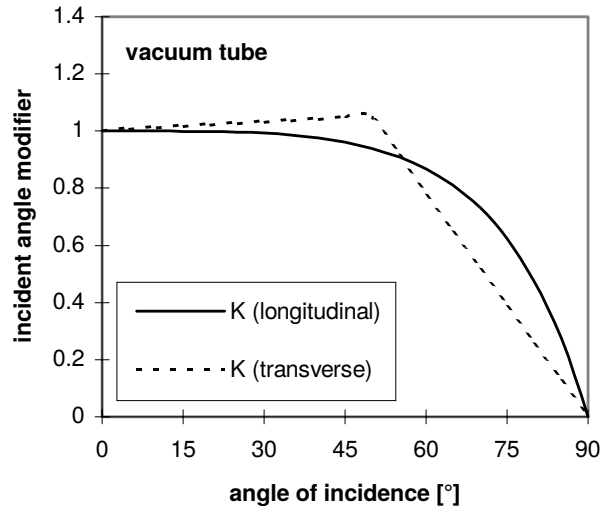


Figura 6.2: Comportamento do modificador de ângulo de incidência num coletor de tubos de vácuo [7]

O valor de $F'(\tau\alpha)$ é identificado na classe angular de 0 a 5°, uma vez que é considerado que $K_{\theta,b}(\theta_T = 0 - 5) = 1$.

Este método utilizando uma regressão multilinear expandida[28], permite que a dependência do ângulo de incidência seja identificada em coletores que não podem ser descritos pela expressão 6.1. Aqui, as mesmas grandezas de entrada são rearranjadas e a radiação solar direta no plano do coletor é classificada em diferentes colunas, dependendo do ângulo de incidência transversal. Isto é, a cada instante da aquisição de dados, a coluna que contém o ângulo de incidência transversal à superfície do coletor possui o valor da radiação direta nesse instante, as colunas relativas aos restantes intervalos angulares são preenchidas a zero.

A regressão multilinear resultará numa variação angular do modificador de ângulo transversal, dado pela melhor escolha do parâmetro b_0 da equação 6.1. O parâmetro b_0 e modificador de ângulo transversal não podem ser determinados simultaneamente como parâmetros da regressão, uma vez que é obtido um sistema indeterminado. Assim, b_0 é posto a variar entre 0 e 1, no cálculo realizado é utilizado um passo de 0,01, e irá assumir o valor que devolve o menor erro residual do modelo.

Este método expandido resulta no ajuste de dados a uma matriz dispersa e com determinante nulo, o que, pela literatura[11], pode aumentar a incerteza dos resultados obtidos devido extenso número de pontos nulos em cada regressão. O pacote `numpy` restringe o uso das suas funções matriciais a matrizes com estas características. A regressão é apenas possível realizar utilizando um pacote de funções pré-definidas `scikit-learn`, recorrendo ao seu módulo `linear_model`.

O método por *dummy variables* para a determinação do modificador de ângulo transversal é a metodologia realizada no LES no tratamento de dados de ensaios a coletores de tubos de vácuo pelo método quase-dinâmico.

6.3.2.B Modificador de ângulo de incidência transversal - equação polinomial

É usado um método alternativo citado no trabalho de Zambolin (2010)[11], onde a dependência angular transversal do rendimento ótico é assumida seguir uma função polinomial pré-determinada, obtida através de medições experimentais e de um modelo de simulação.

É assumido que os dois parâmetros do modificador de ângulo podem ser descritos como uma função em ordem a θ_l e θ_t respetivamente:

$$K_{\theta_l} = 1 + b_0 \cdot \left(\frac{1}{\cos(\theta_l)} - 1 \right) \quad (6.3)$$

$$K_{\theta_t} = 1 + b_1 \cdot \left(\frac{1}{\cos(\theta_t)} - 1 \right) + b_2 \cdot \left(\frac{1}{\cos(\theta_t)} - 1 \right)^2 + b_3 \cdot \left(\frac{1}{\cos(\theta_t)} - 1 \right)^3 + b_4 \cdot \left(\frac{1}{\cos(\theta_t)} - 1 \right)^4 \quad (6.4)$$

Este polinómios foram escolhidos como as equações de ordem mínima capazes de descrever a tendência relatada em Perers (1997)[28], Budihardjo e Morrison (2009)[46] e dados fornecidos por fabricantes. A equação polinomial 6.4 foi selecionada de modo a manter a mesma forma da equação de K_{θ_l} .

Um processo semelhante é também descrito por Gaul e Rabl (1980)[47], onde o IAM é descrito por uma função polinomial de θ .

No método de *dummy variables*, o IAM longitudinal K_{θ_l} é expresso através de uma função de $(1 - \cos)$ com uma tendência linear, tal como o modificador de ângulo de incidência $K_{\theta,b}$ na geometria de um coletor plano. Na metodologia proposta por Zambolin[11], no entanto, esta expressão assume uma função tipo $(1 + \cos)$ e portanto o parâmetro b_0 é devolvido como negativo.

A função do modificador de ângulo de incidência transversal K_{θ_t} é mais complexa, sendo necessário um polinómio de quarta ordem para descrever sua tendência, o que se deve a diferentes perdas por reflexão e pela envolvente aquando da variação de θ_t .

Uma vez que na aquisição de dados experimentais, o ângulo de incidência transversal se encontra dividido em classes de 5° , o seu valor instantâneo é determinado através da expressão de correlação entre θ , θ_l , e θ_t :

$$\tan^2 \theta = \tan^2 \theta_l + \tan^2 \theta_t \quad (6.5)$$

Na regressão multilinear para a identificação de parâmetros característicos do coletor de tubos de vácuo, que segue os procedimentos descritos em 4.1 e 4.2, o termo $K_{\theta_b}(\theta)$ da equação de balanço é então substituído pela multiplicação das funções polinomiais 6.3 e 6.4.

6.4 Caso de Estudo: mínimos quadrados pesados e lei da propagação de incertezas

A determinação dos parâmetros característicos do coletor e suas incertezas é realizada através de dois casos de estudo distintos. O primeiro deles combina a metodologia descrita no GUM para o cálculo de incertezas das variáveis de entrada e saída, e realiza o ajuste de dados por uma regressão pesada (WLS).

A lei da propagação de incertezas é aplicada na sua variação 5.3, uma vez que as grandezas obtidas no ensaio não são correlacionadas. As incertezas das variáveis de entrada da regressão são calculadas pelas expressões abaixo apresentadas, incertezas com o índice i variam consoante o ponto experimental. As incertezas individuais padrão estão apresentadas no quadro 3.1.

- Incerteza associada à radiação difusa, determinada através de uma incerteza composta uma vez que a radiação difusa é obtida secundariamente pela expressão $G_d = G^* + G_b$:

$$u(G_d)_i = \sqrt{\left(\frac{\partial G_d}{\partial G^*} \cdot u(G^*)\right)^2 + \left(\frac{\partial G_d}{\partial G_b} \cdot u(G_b)\right)^2} = \sqrt{u_i^2(G^*) + u_i^2(G_b)} \quad (6.6)$$

- Incerteza composta associada à temperatura média do fluido de transferência de calor:

$$u(T_m) = \sqrt{\left(\frac{\partial T_m}{\partial T_{in}} \cdot u(T_{in})\right)^2 + \left(\frac{\partial T_m}{\partial T_{out}} \cdot u(T_{out})\right)^2} = \sqrt{\left(\frac{1}{2}\right)^2 \cdot u(T_{in})^2 + \left(\frac{1}{2}\right)^2 \cdot u(T_{out})^2} \quad (6.7)$$

- Incerteza composta associada à diferença de temperatura entre a temperatura média e a temperatura ambiente:

$$u(T_m - T_a) = \sqrt{\left(\frac{\partial(T_m - T_a)}{\partial T_m} \cdot u(T_m)\right)^2 + \left(\frac{\partial(T_m - T_a)}{\partial T_{amb}} \cdot u(T_a)\right)^2} = \sqrt{u^2(T_m) + u^2(T_a)} \quad (6.8)$$

- Incerteza composta associada à diferença de temperatura quadrada entre a temperatura média e a temperatura ambiente:

$$\begin{aligned} u((T_m - T_a)^2)_i &= \sqrt{\left(\frac{\partial(T_m - T_a)^2}{\partial T_m} \cdot u(T_m)\right)^2 + \left(\frac{\partial(T_m - T_a)^2}{\partial T_a} \cdot u(T_a)\right)^2} \\ &= \sqrt{(2T_{m,i} - 2T_{a,i})^2 \cdot u^2(T_m) + (2T_{a,i} - 2T_{m,i})^2 \cdot u^2(T_a)} \end{aligned} \quad (6.9)$$

- Incerteza composta associada ao produto entre a velocidade do vento e a diferença de temperatura entre a temperatura média e a temperatura ambiente:

$$\begin{aligned} u(v(T_m - T_a))_i &= \sqrt{\left(\frac{\partial(v(T_m - T_a))}{\partial v} \cdot u(v)\right)^2 + \left(\frac{\partial(v(T_m - T_a))}{\partial(T_m - T_a)} \cdot u(T_m - T_a)\right)^2} \\ &= \sqrt{v_i^2 \cdot u^2(T_m - T_a) + (T_{m,i} - T_{a,i})^2 \cdot u^2(v)} \end{aligned} \quad (6.10)$$

- Incerteza composta associada à irradiância de grande comprimento de onda incidente e emitida pelo coletor:

$$u(E_L - \sigma.T_a^4)_i = \sqrt{\left(\frac{\partial(E_L - \sigma.T_a^4)}{\partial E_L} \cdot u(E_L)\right)^2 + \left(\frac{\partial(E_L - \sigma.T_a^4)}{\partial T_a} \cdot u(T_a)\right)^2} \quad (6.11)$$

$$= \sqrt{u^2(E_L) + (4 \cdot \sigma \cdot T_{a,i}^3)^2 \cdot u^2(T_a)}$$

onde σ é a constante de Stefan-Boltzmann, igual a $5,67 \times 10^{-8} \text{ W.m}^{-2}.\text{K}^{-4}$.

- Incerteza composta associada à derivada da temperatura média em ordem ao tempo:

$$u\left(\frac{\partial T_m}{\partial t}\right) = \sqrt{\left(\frac{\partial T_m}{\partial t} \cdot u(T_m)\right)^2} = \sqrt{\left(\frac{1}{\partial t} \cdot u(T_m)\right)^2} \quad (6.12)$$

Onde ∂t é o intervalo de aquisição de dados igual a 5 minutos, isto é 300 segundos. Embora referido na norma que o δt tem uma incerteza padrão de 0,2%, a sua incerteza pode ser desprezada uma vez que a sua contribuição para a incerteza padrão composta é insignificante.

- Incerteza composta associada ao produto da velocidade do vento com a radiação global:

$$u(v.G^*)_i = \sqrt{\left(\frac{\partial(v.G^*)}{\partial v} \cdot u(v)\right)^2 + \left(\frac{\partial(v.G^*)}{\partial G^*} \cdot u(G^*)\right)^2} = \sqrt{(G_i^* \cdot u(T_m))^2 + (v_i \cdot u_i(G^*))^2} \quad (6.13)$$

Quanto à variável de saída, isto é, a potência extraída do coletor por unidade de área, o seu valor é obtido pela expressão:

$$\dot{Q}/A = \frac{\dot{m} \cdot C_p \cdot (T_{out} - T_{in})}{A} \quad (6.14)$$

Onde calor específico da água, fluido de transferência de calor utilizado, é obtido através da expressão presente no anexo C da norma ISO 9806:2013:

$$C_p = 4218,4 - 2,8218.T_m + 7,3478 \times 10^{-2}.T_m^2 - 9,4712 \times 10^{-4}.T_m^3 + 7,2869 \times 10^{-6}.T_m^4 - 2,8098 \times 10^{-8}.T_m^5 + 4,4008 \times 10^{-11}.T_m^6 \quad (6.15)$$

Uma vez que estes são valores tabelados, a incerteza associada ao calor específico é considerada nula.

A incerteza que caracteriza a potência experimental por unidade de área de coletor vem:

$$u(\dot{Q}/A) = \sqrt{\left(\frac{\partial(\dot{Q}/A)}{\partial \dot{m}} \cdot u(\dot{m})\right)^2 + \left(\frac{\partial(\dot{Q}/A)}{\partial (T_{out} - T_{in})} \cdot u(T_{out} - T_{in})\right)^2 + \left(\frac{\partial(\dot{Q}/A)}{\partial A} \cdot u(A)\right)^2}$$

$$= \sqrt{\left(\frac{C_p(T_{out} - T_{in})}{A}\right)^2 \cdot u^2(\dot{m}) + \left(\frac{C_p \cdot \dot{m}}{A}\right)^2 \cdot u^2(T_{out} - T_{in}) + \left(-\frac{C_p \cdot \dot{m} \cdot (T_{out} - T_{in})}{A^2}\right)^2 \cdot u^2(A)} \quad (6.16)$$

Estas incertezas são aplicadas na metodologia descrita em 4.2.

Por fim, os coeficientes da regressão ponderada são transformados nos coeficientes da equação de balanço e o mesmo é feito para as respectivas incertezas. Por exemplo, para o caso mais simples, o do coletor plano, os parâmetros característicos do coletor relacionam-se com os parâmetros da regressão através das expressões:

- $m_1 = F'(\tau\alpha)$;
- $m_2 = -F'(\tau\alpha) \times b_0$;
- $m_3 = F'(\tau\alpha) \times k_{\theta,d}$;
- $m_4 = -c_1$;
- $m_5 = -c_2$;
- $m_6 = -c_3$;
- $m_7 = c_4$;
- $m_8 = -c_5$;
- $m_9 = -c_6$.

No caso do coletor de tubos de vácuo, a matriz que contém as entradas da regressão sofre algumas alterações conforme o tipo de análise abordada para o modificador de ângulo de incidência. No ajuste em que o modificador de ângulo transversal é tratado pela metodologia descrita em 6.3.2.B, são obtidos 17 parâmetros, no entanto quatro deles não apresentam significado físico e são apenas fruto do desenvolvimento do produto entre os as equações relativas ao modificador de ângulo transversal e longitudinal.

6.5 Caso de Estudo: mínimos quadrados simples e método de Monte Carlo

No segundo caso de estudo é combinado o método de Monte Carlo como meio para a propagação de incertezas, ao ajuste pelo método dos mínimos quadrados para a identificação dos parâmetros característicos do coletor e respectivas incertezas.

É utilizada uma regressão simples, uma vez que pelo método de Monte Carlo, a incerteza das variáveis é diretamente contabilizada na atribuição de distribuições de probabilidade.

O procedimento adotado pode ser descrito pelos seguintes passos:

1. Atribuição de uma distribuição de probabilidade triangular simétrica a cada variável singular da regressão linear.

Tal como referido na secção referente à metodologia de ensaio, é atribuída a cada variável experimental uma distribuição de probabilidade triangular delimitada pelos valores de incerteza máxima. Nestas condições, os valores experimentais têm maior probabilidade de se encontrarem no centro da distribuição (moda), essa probabilidade diminui nos limites da distribuição e fora deles é igual a zero.

O limite superior (+a) da distribuição é assumido ser x_i mais a sua incerteza máxima, e o limite

inferior ($-a$) igual x_i menos a incerteza máxima, onde x_i , a estimativa do valor de X_i , é o valor central da distribuição. Por exemplo para a temperatura de entrada, os limites superior e inferior da distribuição são assumidos como: $+a = T_{in} + u_{max}(T_{in})$; $-a = T_{in} - u_{max}(T_{in})$. Caso a incerteza assuma um valor percentual, como acontece para a área do coletor, então os limites da distribuição são assumidos como: $+a = A + A \cdot u_{max}(A)$; $-a = A - A \cdot u_{max}(A)$.

Os valores limite máximos encontram na tabela 3.1.

2. Geração de números aleatórios.

Uma vez que a um determinado ponto experimental deixa de estar associado um único valor pontual, mas sim uma distribuição de valores, é gerado um ponto aleatório a partir dessa mesma distribuição. Este procedimento é feito para todo o conjunto de dados e estes serão os novos valores utilizados no ajuste pelo método dos mínimos quadrados.

Foi utilizada a função `random.triangular` do pacote de funções Numpy para a geração de números aleatórios.

3. Propagação de distribuições de probabilidade.

A propagação de incertezas é feita ao longo das mesmas grandezas apresentadas na metodologia anterior, porém, alternativamente à lei da propagação de incertezas, são realizadas as operações algébricas que conduzem à obtenção dessas grandezas (propagação pelo modelo), utilizando para tal os valores aleatórios obtidos a partir das distribuições de probabilidade definidas em 1.

Por exemplo, para o ponto experimental i , os valores da grandeza de entrada $(T_m - T_a)_i$ vêm:

$$(T_m - T_a)_{MC,i} = \frac{T_{inMC,i} + T_{outMC,i}}{2} - T_{aMC,i} \quad (6.17)$$

onde $T_{inMC,i}$, $T_{outMC,i}$ e $T_{aMC,i}$ são valores aleatórios obtidos a partir das distribuições de probabilidade que os caracterizam.

4. Identificação de parâmetros característicos e incertezas por M regressões multilíneas.

Após os pontos 1, 2 e 3 é realizado um ajuste multilinear aos novos pontos experimentais, amostrados aleatoriamente a partir das distribuições triangulares que os definem. Este procedimento é realizado M vezes, onde M representa o número de ensaios de Monte Carlo.

Um valor de $M = 10^6$ foi adotado, uma vez que pode ser esperado conseguir fornecer um intervalo de confiança de 95% para quantidade de saída, este valor é normalmente correto para um ou dois dígitos decimais significativos[5].

Por fim, é realizada a média dos M conjuntos de parâmetros obtidos, através da expressão 5.6. As incertezas dos parâmetros são calculadas através da expressão 5.7.

6.6 Cálculo computacional

O processo de cálculo computacional foi desenvolvido num ambiente de *Python 3.3* e utilizando um processador Intel Core i5 3,40 GHz.

Foram desenvolvidos no total 6 *scripts*, um para cada caso de estudo e para cada tipologia de coletor. Sendo que para o coletor de tubos de vácuo foi realizada uma divisão, não só entre casos de estudo, como também em relação à metodologia utilizada para a modelação do modificador de ângulo de incidência.

Num caso generalizado são em baixo apresentados os fluxogramas do cálculo realizado para os dois cenários, figuras 6.3 e 6.4.

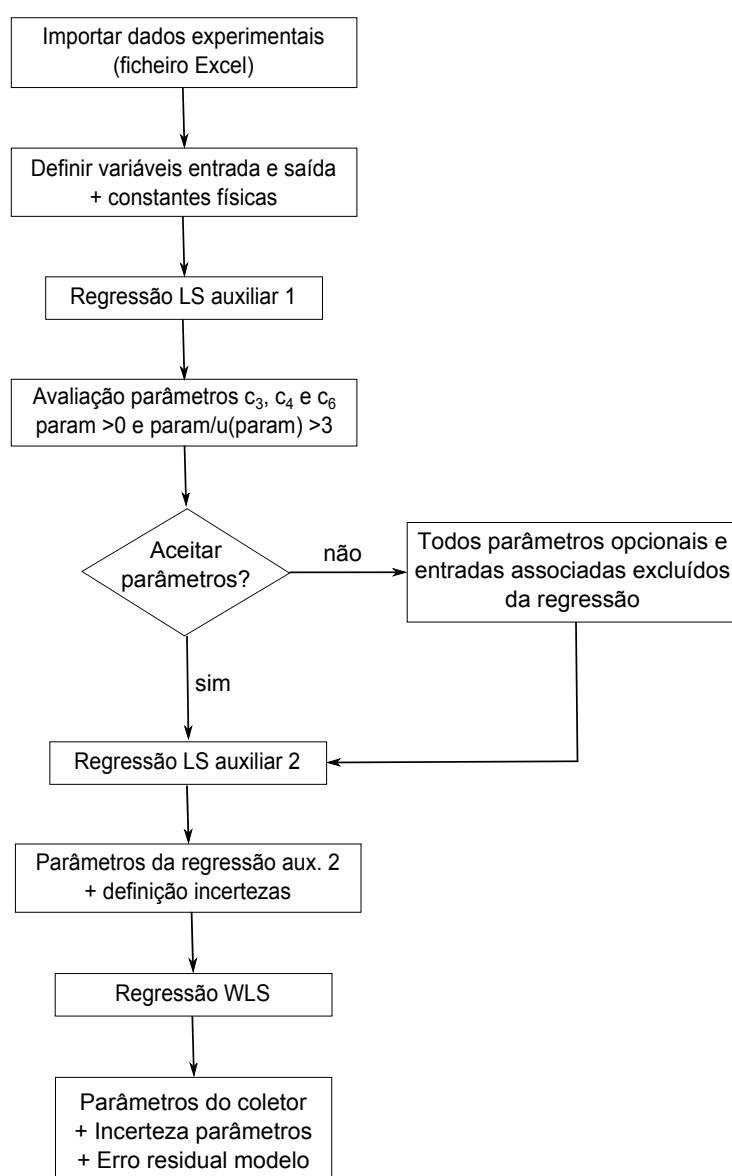


Figura 6.3: Fluxograma do cálculo computacional aplicado para o cenário GUM+WLS

O fluxograma relativo ao caso de estudo GUM+WLS, figura 6.3, apenas se adapta ao coletor plano e ao coletor de tubos de vácuo com modelação do modificador de ângulo de incidência por equações polinomiais. Para o coletor de tubo de vácuo com o modificador de ângulo de incidência determinado por *dummy variables*, o cálculo computacional encontra-se esquematizado no Anexo A.

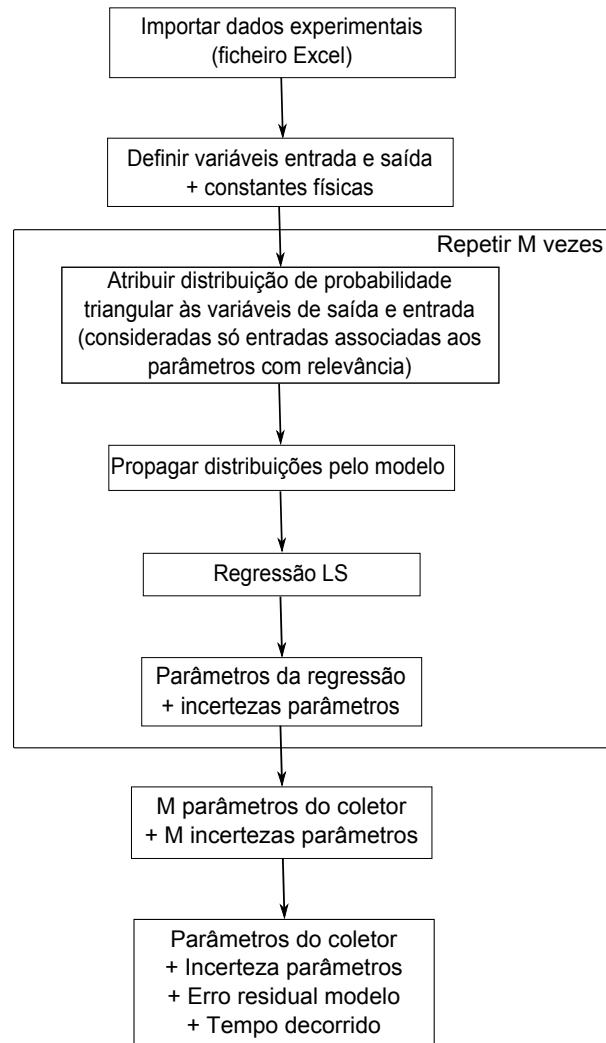


Figura 6.4: Fluxograma do cálculo computacional aplicado para o cenário MCM+LS

7

Apresentação e Discussão de Resultados

Para os dois casos de estudo foram obtidos os diferentes parâmetros característicos da equação de balanço do ensaio quase-dinâmico e respectivas incertezas. Os resultados são apresentados nas secções 7.1 e 7.2.

No caso do coletor plano e do coletor de tubos de vácuo com determinação do modificador de ângulo por *dummy variables*, os parâmetros são comparados com os obtidos pelo LES, que utiliza apenas a regressão linear simples.

As potências modeladas foram obtidas e calculados os erros residuais de cada uma delas. É mostrada uma representação gráfica do erro percentual de cada um dos modelos para melhor visualização do comportamento de cada um deles.

Por fim, na secção 7.3, é apresentada para um dos coletores uma tabela comparativa com o número de ensaios de Monte Carlo, os parâmetros devolvidos quando esse valor varia e o tempo necessário para essa determinação.

7.1 Coletor plano

Os parâmetros característicos do coletor plano e respectivas incertezas foram obtidos para os dois casos de estudo. Estes valores podem ser comparados com os calculados no LES por via de uma regressão simples, que não contabiliza as incertezas das variáveis experimentais, tabela 7.1.

Tabela 7.1: Resultados dos parâmetros característicos e incertezas para o coletor plano

	GUM + WLS		MCM + LS		LS	
	Valor	Incerteza	Valor	Incerteza	Valor	Incerteza
$F'(\tau\alpha)$	0,7211	0,0015	0,7248	0,0016	0,7241	0,0012
b_0	0,2917	0,0039	0,3062	0,0054	0,3073	0,0041
$K_{\theta,d}$	0,9123	0,0086	0,908	0,011	0,9181	0,0081
c_1	2,89	0,13	3,07	0,14	3,11	0,11
c_2	0,0140	0,0014	0,0127	0,0017	0,0115	0,0013
c_3	0,364	0,049	0,315	0,046	0,336	0,036
c_4	-	-	-	-	-	-
c_5	$7,96 \times 10^3$	$0,14 \times 10^3$	$7,80 \times 10^3$	$0,19 \times 10^3$	$7,79 \times 10^3$	14×10^3
c_6	-	-	-	-	-	-
Resíduo [W/m^2]	8,74		8,52		8,57	

É possível observar que os parâmetros característicos e suas incertezas se encontram em concordância nas três metodologias, com valores dentro da mesma ordem de grandeza.

Na figura 7.1 são apresentadas as potências modeladas e a potência experimental. Não são notórias grandes discrepâncias entre as duas metodologias de cálculo.

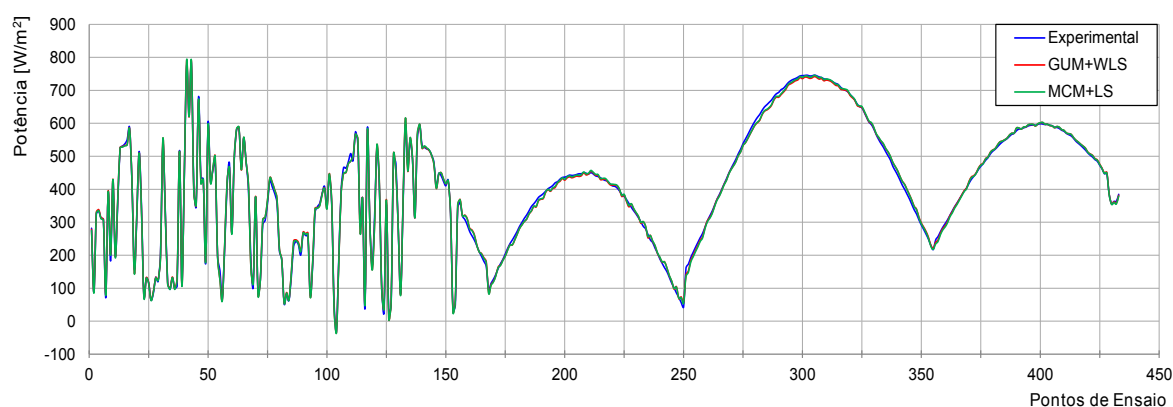


Figura 7.1: Potência experimental vs potência modelada - coletor plano

A figura 7.2 mostra o erro percentual da potência modelada em relação à potência real extraída. É possível observar que os modelos atingem picos de erros residuais nos mesmos pontos, porém de forma inversa. Estes extremos correspondem a períodos de ensaio onde a potência extraída é menor, o que pode conduzir ao ajuste inadequado do comportamento ótico do coletor (coeficientes $F'(\tau\alpha)$, b_0 e $k_{\theta,d}$).

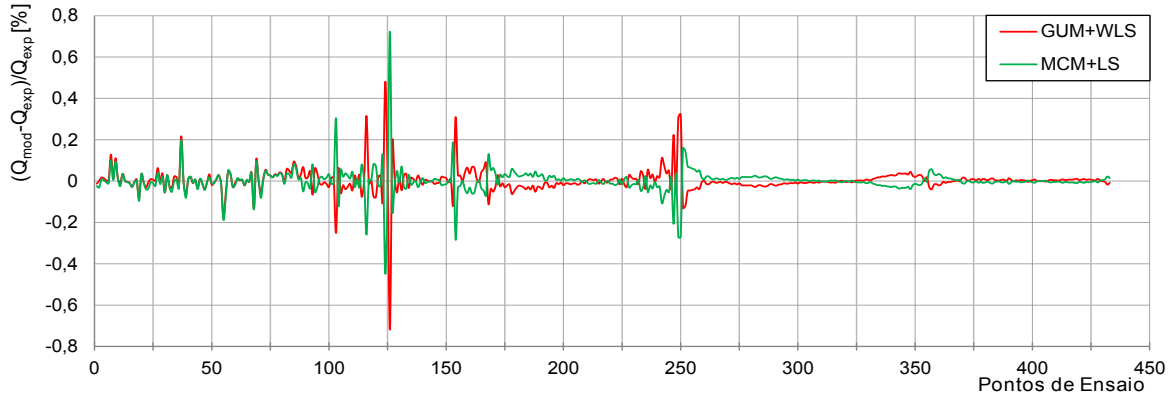


Figura 7.2: Comparação erro percentual para os dois casos de estudo - coletor plano

7.2 Coletor de tubos de vácuo

No caso do coletor de tubos de vácuo, foram tomadas duas abordagens diferentes para a modelação do modificador do ângulo de incidência, resultando no ajuste de duas variantes da equação de balanço do ensaio quase-dinâmico. Os parâmetros obtidos são portanto distintos mas as potências modeladas que deles originam podem ser comparadas.

7.2.1 Modificador de ângulo de incidência - *dummy variables*

Os parâmetros característicos do coletor, obtidos pela utilização de *dummy variables* na modelação do IAM, estão presentes na tabela 7.2.

O IAM transversal $K_{\theta,b}(\theta_T)$ é adquirido para os intervalos angulares de $5^\circ < \theta_T < 65^\circ$. Um maior campo angular pode ser coberto através do ajuste da inclinação do coletor ao longo do período de ensaio ou através de variações no seu azimuth.

A minimização da incerteza do modelo é assegurada pelo o valor de $b_0=0,23$. Por uma questão de tempo de computação, os cálculos desenvolvidos em *Python* contabilizam um menor número de casas decimais do que o cálculo efetuado no LES.

A regressão pesada com o GUM e a regressão simples apresentam-se como métodos equivalentes, uma vez que os seus parâmetros e erros residuais devolvidos são bastante semelhantes. No caso da regressão simples aliada ao MCM, o erro residual obtido é superior ao das restantes metodologias, denotando um pior ajuste.

Tabela 7.2: Resultados dos parâmetros característicos e incertezas para o coletor de tubos de vácuo, IAM modelado por *dummy variables*

	GUM + WLS		MCM + LS		LS	
	Valor	Incerteza	Valor	Incerteza	Valor	Incerteza
$F'(\tau\alpha)$	0,6230	0,0039	0,5551	0,0038	0,6243	0,0037
$K_{\theta,b}(\theta_T = 5 - 10)$	0,9983	0,0062	0,9986	0,0068	0,9987	0,0058
$K_{\theta,b}(\theta_T = 10 - 15)$	1,0058	0,0065	1,0063	0,0071	1,0063	0,0061
$K_{\theta,b}(\theta_T = 15 - 20)$	1,0181	0,0070	1,0186	0,0078	1,0184	0,0067
$K_{\theta,b}(\theta_T = 20 - 25)$	1,0276	0,0074	1,0300	0,0083	1,0295	0,0071
$K_{\theta,b}(\theta_T = 25 - 30)$	1,0352	0,0077	1,0374	0,0089	1,0367	0,0077
$K_{\theta,b}(\theta_T = 30 - 35)$	1,0367	0,0083	1,0403	0,0099	1,0392	0,0085
$K_{\theta,b}(\theta_T = 35 - 40)$	1,0395	0,0091	1,044	0,011	1,0425	0,0095
$K_{\theta,b}(\theta_T = 40 - 45)$	1,0230	0,0099	1,028	0,013	1,026	0,011
$K_{\theta,b}(\theta_T = 45 - 50)$	1,009	0,010	1,016	0,014	1,015	0,012
$K_{\theta,b}(\theta_T = 50 - 55)$	1,015	0,012	1,023	0,018	1,020	0,015
$K_{\theta,b}(\theta_T = 55 - 60)$	1,101	0,020	1,118	0,029	1,114	0,025
$K_{\theta,b}(\theta_T = 60 - 65)$	1,193	0,044	1,242	0,056	1,235	0,048
$k_{\theta,d}$	0,953	0,011	0,922	0,017	0,940	0,015
c_1	0,83	0,13	0,78	0,12	0,87	0,12
c_2	0,0083	0,0021	0,0073	0,0020	0,0080	0,0019
c_3	-	-	-	-	-	-
c_4	-	-	-	-	-	-
c_5	$33,57 \times 10^3$	$0,80 \times 10^3$	$29,19 \times 10^3$	$1,02 \times 10^3$	$32,82 \times 10^3$	$0,98 \times 10^3$
c_6	-	-	-	-	-	-
Resíduo [W/m^2]	13,86		25,33		14,11	

Quanto à comparação gráfica entre as potências modeladas e a potência experimental, figura 7.3, é observável o melhor ajuste pela aplicação da regressão pesada com o GUM. As potências modeladas quer pela regressão pesada com o GUM, quer pela regressão simples aliada ao método de Monte Carlo, ajustam-se com algum ruído à potência experimental. É sabido que o uso de modificadores de ângulo de incidência fatorizados pode originar erros superiores[43], pelo que este resultado pode ser consequência disso. O pior ajuste pela parte do MCM poderá ser justificado por uma maior contabilização deste efeito, uma vez que são tidas em conta incertezas superiores (incerteza limite máxima), ainda que com menor probabilidade.

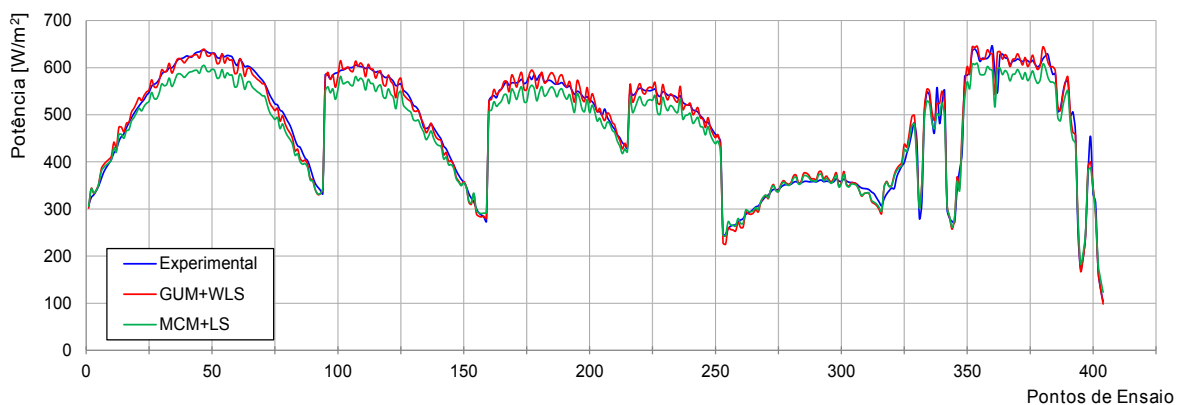


Figura 7.3: Potência experimental vs potência modelada - coletor de tubos de vácuo, IAM modelado por *dummy variables*

Quanto ao erro percentual, figura 7.3, contrariamente com o que acontecia no coletor plano, os resíduos devolvidos pelos dois métodos variam da mesma forma e sem grandes discrepâncias.

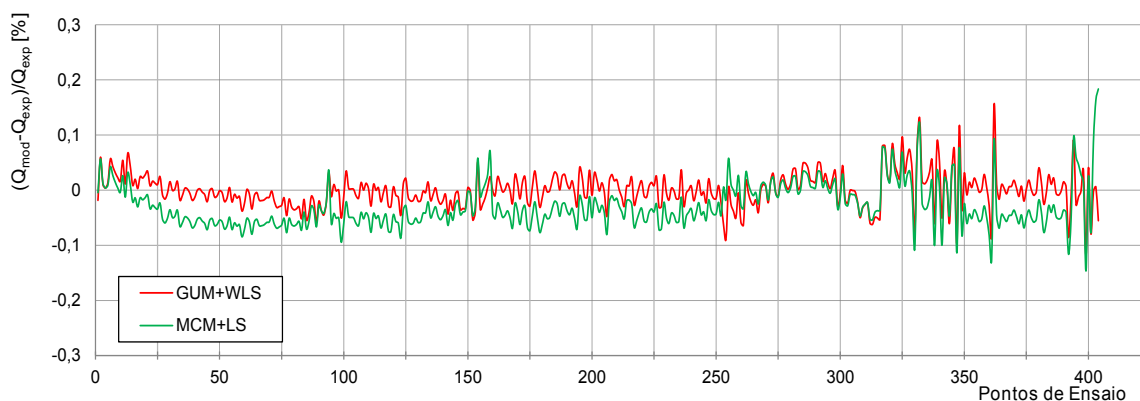


Figura 7.4: Comparação erro percentual para os dois casos de estudo - coletor de tubos de vácuo, IAM modelado por *dummy variables*

7.2.2 Modificador de ângulo de incidência - equação polinomial

No caso da modelação do IAM recorrendo à equação polinomial 6.4, os parâmetros devolvidos e suas incertezas padrão não podem ser comparados com os resultados do LES, uma vez que esta não é uma metodologia abordada no laboratório.

Na tabela 7.3 é possível observar algumas discrepâncias entre os dois métodos de ajuste de dados, especialmente na incerteza padrão do coeficiente c_5 .

Tabela 7.3: Resultados dos parâmetros característicos e incertezas para o coletor de tubos de vácuo - IAM modelado com equação polinomial

	GUM + WLS		MCM + LS	
	Valor	Incerteza	Valor	Incerteza
$F'(\tau\alpha)$	0,6206	0,0018	0,6237	0,0034
b_0	-0,2765	0,0089	-0,273	0,018
b_1	0,580	0,058	0,607	0,093
b_2	-2,47	0,35	-2,62	0,58
b_3	3,36	0,68	3,64	1,1
b_4	-1,31	0,40	-1,48	0,67
$k_{\theta,d}$	0,852	0,079	0,86	0,13
c_1	0,852	0,079	0,8680	0,0019
c_2	0,0080	0,0013	0,0085	0,0021
c_3	-	-	-	-
c_4	-	-	-	-
c_5	$33,52 \times 10^3$	$0,43 \times 10^3$	$32,93 \times 10^3$	$1,05 \times 10^3$
c_6	-	-	-	-
Resíduo [W/m^2]	13,47		13,46	

Pela figura 7.5 é possível observar que as potências modeladas pelos dois métodos são praticamente idênticas, observando-se também que a modelação do IAM por equações polinomiais devolve menores incertezas que a modelação por *dummy variables*.

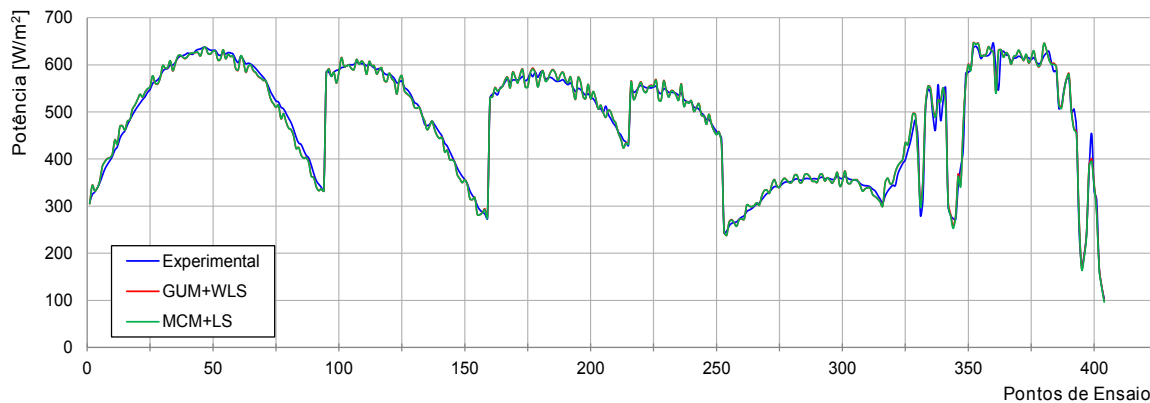


Figura 7.5: Potência experimental vs potência modelada - coletor de tubos de vácuo, IAM modelado com equação polinomial

Visto que as potências modeladas são praticamente idênticas, o mesmo é expectável no erro percentual, figura 7.4.

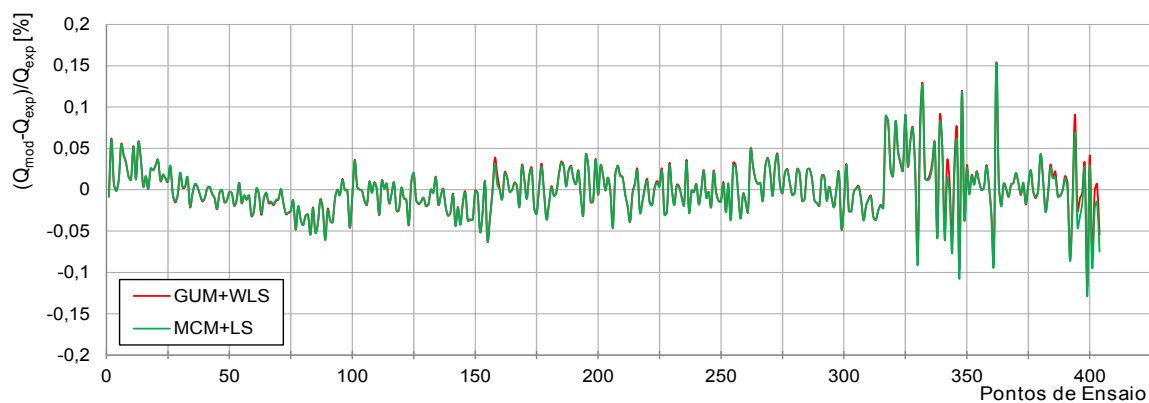


Figura 7.6: Comparação erro percentual para os dois casos de estudo - coletor de tubos de vácuo, IAM modelado com equação polinomial

A bibliografia refere que os resíduos ($Q_{\text{modelado}} - Q_{\text{experimental}}$) das observações devem recair normalmente no intervalo de $\pm 15 \text{ W/m}^2$, ou em caso extremos até $\pm 50 \text{ W/m}^2$ [28], o que se verifica nas três abordagens tomadas. Casos em que observações possuam resíduos superiores a 100 W/m^2 devem-se provavelmente a erros nos dados experimentais.

7.3 Ensaios de Monte Carlo

A aplicação do GUM+WLS envolve uma metodologia de cálculo simples cujo tempo de computação é reduzido. No entanto, o mesmo não se verifica aquando da aplicação do MCM+LS.

Uma vez que o modelo presente na equação 3.2 é relativamente extenso, devido a elevados tempos de computação, pode não ser possível a utilização de um valor suficientemente grande de M para obter o conhecimento adequado da distribuição da grandeza de saída. Por esse motivo foram realizados cálculos onde é aplicado um menor número ensaios de Monte Carlo e verificados se os parâmetros obtidos se encontram ou não em concordância.

Tabela 7.4: Relação entre a variação do número de ensaios de Monte Carlo, os parâmetros característicos e o erro residual - coletor plano

M	100	1.000	10.000	100.000	1.000.000
$F'(\tau\alpha)$	0,7247	0,7248	0,7248	0,7248	0,7248
b_0	0,3061	0,3061	0,3063	0,3062	0,3062
$K_{\theta,d}$	0,9092	0,9080	0,9083	0,9083	0,9084
c_1	3,0768	3,0629	3,0648	3,0651	3,0650
c_2	0,0127	0,0127	0,0127	0,0127	0,0127
c_3	0,3098	0,3159	0,3150	0,3153	0,3151
c_5	7791,9	7797,2	7796,9	7796,7	7796,3
Erro Residual [W/m^2]	8,5254	8,5254	8,5247	8,5245	8,5245
Tempo [min]	0,05	1,50	3,98	42,61	456,14

Pela tabela 7.4 é observável que o tempo de cálculo no caso do coletor plano é aproximadamente proporcional ao número de iterações. Embora o uso de um pequeno valor de M seja inevitavelmente menos confiável do que um valor maior, os resultados demonstram ser concisos com os valores obtidos para o caso de $M = 10^6$. Para fins comparativos, os parâmetros em estudo apresentados na tabela 7.4 possuem um maior número de algarismos significativos.

A mesma abordagem foi tomada para o coletor de tubos de vácuo (Anexo B) e os mesmos resultados são verificados.

8

Conclusão e Trabalho Futuro

Este trabalho tinha como objetivo a identificação dos parâmetros característicos de um coletor solar térmico pelo método de ensaio quase-dinâmico descrito na norma EN-12975-2, assim como a estimativa das suas incertezas.

Dois casos de estudo foram abordados e os seus resultados foram comparados com os já existentes no Laboratório de Energia Solar. No primeiro caso de estudo foi utilizada uma regressão multilinear pelo método dos mínimos quadrados pesados (WLS), onde as incertezas das variáveis aleatórias (experimentais) foram contabilizadas utilizando a lei da propagação de incertezas (GUM).

No segundo, a incerteza das variáveis experimentais foi avaliada através de um método numérico para a propagação de distribuições de probabilidade, método de Monte Carlo. O ajuste dos dados experimentais à equação de balanço do ensaio quase-dinâmico foi realizado por uma regressão multilinear simples.

O método abordado no LES consiste apenas numa regressão linear simples, sem contabilização da incerteza das variáveis experimentais.

Estes cálculos foram aplicados a medições experimentais resultantes de ensaios pelo método quase-dinâmico a um coletor plano e a um coletor de tubos de vácuo.

Foi realizada a análise do desempenho ótico de um coletor de tubos de vácuo, modelando o modificador do ângulo de incidência transversal por dois métodos distintos: através da sua fatorização em diversos intervalos angulares, *dummy variables*, e através de uma equação polinomial pré-definida na bibliografia.

Os cálculos foram efetuados utilizando a linguagem *Python* e o *script* desenvolvido tende a ser o mais genérico possível.

8.1 Determinação de parâmetros característicos e suas incertezas

Uma vez que o domínio para o qual o método de Monte Carlo é válido é mais abrangente do que a lei de propagação de incertezas, é frequentemente recomendado que ambas as metodologias sejam aplicadas e os resultados comparados.

Sendo o modelo do ensaio quase-dinâmico um modelo linear, era esperado que os resultados obtidos pelo GUM+WLS estivessem de acordo com os resultados obtidos pelo MCM+LS. Este pressuposto confirma-se e os resultados obtidos permitem concluir que estas duas metodologias são equivalentes. Estes resultados são também coerentes com os já obtidos pelo laboratório pelo ajuste linear simples.

Os valores de potência por unidade de área modelados estão de acordo com as tendências experimentais, tanto para o coletor plano, como para o coletor de tubos de vácuo.

O método de Monte Carlo pode também ser usado para avaliar a capacidade do modelo em reproduzir os valores experimentais. A geração de números aleatórios permite testar resposta do modelo quando introduzida uma maior variabilidade nas grandezas de entrada.

8.2 Modelação modificador de ângulo transversal

A modelação do modificador de ângulo de incidência transversal por via de uma equação polinomial pré-definida parece reproduzir de forma mais fidedigna os resultados experimentais, no entanto, os cálculos foram aplicados aos dados de ensaio de único coletor de tubos de vácuo. Para que melhores conclusões pudessem ser inferidas, uma maior amostra de coletores teria de ser analisada.

8.3 Trabalho futuro

O trabalho futuro passa pela adaptação dos cálculos realizados em *Python* a uma interface gráfica que permita aos utilizadores escolherem o tipo de coletor solar térmico ensaiado, e que tenha como *input* apenas os dados experimentais e a área do coletor.

Está igualmente planeado o desenvolvimento de um artigo científico de acordo com a atualização da norma EN 12975-2 e envolvendo uma maior amostra de coletores.

Quanto às metodologias utilizadas, o procedimento relativo ao método de Monte Carlo poderia ser otimizado recorrendo a um método adaptativo[5], isto é, um método onde valor dos M ensaios é determinado automaticamente por um algoritmo de tentativas, em vez de um valor pré-atribuído como o utilizado. Esta metodologia, embora mais complexa, permitiria um melhor conhecimento sobre a qualidade dos resultados numéricos fornecidos pelo MCM, uma vez que o valor de M é definido de acordo com a forma da função de distribuição de probabilidade da grandeza de saída.

Bibliografia

- [1] F. Mauthner and W. Weiss, *Solar Heat Worldwide - Markets and Contributions to the Energy Supply 2010*. AEE INTEC, 2012.
- [2] IEA, *Technology Roadmap - Solar Heating and Cooling*. IEA Publications, July 2012.
- [3] ESTIF, *Solar Thermal Markets in Europe- Trends and Market Statistics 2012*, June 2013.
- [4] M. Kratzenberg, H. Beyer, and S. Colle, "Uncertainty calculation applied to different regression methods in the quasi-dynamic collector test," *Solar Energy* 80, p. 1453–1462, 2006.
- [5] Joint Committee for Guides in Metrology 100:2008, *Evaluation of measurement data - "Guide to the expression of uncertainty in measurement- Propagation of distributions using a Monte Carlo method*, First edition, 2008.
- [6] G. Morin, J. Dersch, W. Platzer, M. Eck, and A. Häberle, "Comparison of linear fresnel and parabolic trough collector power plants," *Solar Energy* 86, pp.1–12, 2012.
- [7] S. Brunold, R. Frey, and U. Frei, "A comparison of three different collectors for process heat applications," *Solartechnik Prüfung Forschung*, 1993.
- [8] "Manufacturers of absorber coatings," *Sun & Wind Energy* 8, p. 76, 2011.
- [9] W. B. Stine and M. Geyer, *Power From The Sun*, 2011.
- [10] W. Weiss and M. Rommel, "Process heat collectors, state of the art within task 33/iv," *IEA SHC-Task 33 and SolarPACES-Task IV: Solar Heat for Industrial Processes*, 2008.
- [11] E. Zambolin and D. D. Col, "Experimental analysis of thermal performance of flat plate and evacuated tube solar collectors in stationary standard and daily conditions," *Solar Energy* 84, pp. 1382-1396, 2010.
- [12] IEA, *Solar Energy Technology Perspectives*. OECD/IEA, 2011.
- [13] —, *World Energy Outlook*. OECD/IEA, 2010.
- [14] Joint Committee for Guides in Metrology 100:2008, *Evaluation of measurement data - Guide to the expression of uncertainty in measurement*, First edition 2008, Corrected version 2010.
- [15] M. R. Spiegel, *Probabilidade e Estatística*. McGraw-Hill, Coleção Schaum, 1977.

- [16] D. Pestana and S. Velosa, *Introdução à Probabilidade e à Estatística*. Fundação Calouste Gulbenkian, 2002.
- [17] C. C. Smith and T. A. Weiss, "Design application of the hottel-whillier-bliss equation," *Solar Energy* 19, pp.109-113, 1976.
- [18] D. Close, "A design approach for solar processes," *Solar Energy* 11, pp.112-122, 1967.
- [19] S. Klein, J. Duffie, and W. Beckman, "Transient considerations of flat-plate solar collectors," *Journal Engineering for Power*, vol. 96A, pp.109-113, 1974.
- [20] N. Wijesundera, "Comparison of transient heat transfer models for flat plate collectors," *Solar Energy* 21(6), pp.517-521, 1978.
- [21] A. de Ron, "Dynamic modelling and verification of a flat-plate solar collector," *Solar Energy* 24(2), pp.117-128, 1980.
- [22] M. Emery and B. Rogers, "On a solar collector thermal performance test method for use in variable conditions," *Solar Energy* 33(2), pp.117-123, 1984.
- [23] N. Bansal and A. Sharma, "Transit theory of a tubular solar energy collector," *Solar Energy* 32(1), pp.67-74, 1984.
- [24] Q. Zhao, G. Sadler, and J. Leonard, "Transient simulation of flat-plate solar collectors," *Solar Energy* 40(2), pp.167-174, 1988.
- [25] X. Wang and L. Wu, "Analysis and performance of flat-plate solar collector arrays," *Solar Energy* 45(2), pp.71-78, 1990.
- [26] B. Perers, "Dynamic method for solar collector array testing and evaluation with standard database and simulation programs," *Solar Energy* 50(6), pp.517-526, 1993.
- [27] J. Schnieders, "Comparison of the energy yield predictions of stationary and dynamic solar collector models and the models' accuracy in the description of a vacuum tube collector," *Solar Energy* 61(3), pp.179-190, 1997.
- [28] B. Perers, "An improved dynamic solar collector test method for determination of non-linear optical and thermal characteristics with multiple regression," *Solar Energy* 59, pp.163-178, 1997.
- [29] M. Rodríguez-Hidalgo, P. Rodríguez-Aumente, A. Lecuona, G. Gutiérrez-Urueta, and R. Ventas, "Flat plate thermal solar collector efficiency: Transient behavior under working conditions. part i: Model description and experimental validation," *Applied Thermal Engineering*, 2011.
- [30] T. Anderson, M. Duke, and J. Carson, "The effect of color on the thermal performance of building integrated solar collectors," *Solar Energy Materials & Solar Cells* 94, pp.350-354, 2010.
- [31] J. Duffie and W. Beckmann, *Solar Engineering of Thermal Processes*, 3rd ed., 2006.

- [32] J. Fan, L. Shah, and S. Furbo, "Flow distribution in a solar collector panel with horizontally inclined absorber strips," *Solar Energy* 81, pp.1501-1511, 2007.
- [33] N. M. Villar, J. C. López, F. D. Munõz, E. R. García, and A. C. Andrés, "Numerical 3-d heat flux simulations on flat plate solar collectors," *Solar Energy* 83, pp.1086-1092, 2009.
- [34] J. Cadafalch, "A detailed numerical model for flat-plate solar thermal devices," *Solar Energy* 83, pp.2157-2164, 2009.
- [35] I. Farkas and P. Geczy-Vig, "Neural network modelling of flat-plate solar collectors," *Computers and electronics in Agriculture* 40, pp.87-102, 2003.
- [36] S. Kalogirou, "Prediction of flat-plate collector performance parameters using artificial neural networks," *Solar Energy* 80, pp.248-259, 2006.
- [37] W. Zima and P. Dziwka, "Modelling of liquid flat-plate solar collector operation in transient states," *Journal of power and energy* Vol. 225, pp.53-62., 2011.
- [38] M. Kratzenberg, H. Beyer, and S. Colle, "Setup of a test facility for the characterization of thermal collectors according to the euronorm at the universidade federal de santa catarina," *Proceedings of Sun at the End of the World International Solar Energy Congress and Exhibition, Chile*, 2002.
- [39] S. M. Stigler, "Gauss and the invention of least squares," *The Annals of Statistics, Institute of Mathematical Statistics, University of Chicago*, Vol. 9, No.3, pp.465-474, 1981.
- [40] W. Press, S. Teukolsky, W. Vetterling, and B. Flannery, *Numerical Recipes in FORTRAN: The Art of Scientific Computing*, 2nd ed. Cambridge University Press, 1994.
- [41] —, *Numerical Recipes in C: The Art of Scientific Computing*, 2nd ed., 1992.
- [42] *Ajuste dos Mínimos Quadrados*. Técnicas Laboratoriais de Física, Universidade de Coimbra, 2010.
- [43] M. Rönnelid, B. Perers, and B. Karlsson, "On the factorisation of incidence angle modifiers for cpc collectors," *Solar Energy* 59, pp.281-286, 1997.
- [44] W. R. McIntire, "Factored approximations for biaxial incident angle modifiers," *Solar Energy* 29, pp.315-322, 1982.
- [45] N. Draper and H. Smith, "Applied regression analysis," *Wiley, New York, chapter 5.3*, 1981.
- [46] I. Budihardjo and G. Morrison, "Performance of water-in-glass evacuated tube solar water heaters," *Solar Energy* 83, pp. 49–56, 2008.
- [47] H. Gaul and A. Rabl, "Incidence angle modifier and average optical efficiency of parabolic trough collectors," *Transactions of ASME, Journal of Solar Energy Engineering* 102, pp.547–551, 1980.



Cálculo computacional

O fluxograma aqui apresentado representa o cálculo computacional desenvolvido para o cenário onde é aplicado o GUM para a estimativa de incertezas, aliado a um ajuste pelo método dos mínimos quadrados pesados, no caso do coletor de tubos de vácuo com determinação do modificador de ângulo de incidência por *dummy variables*.

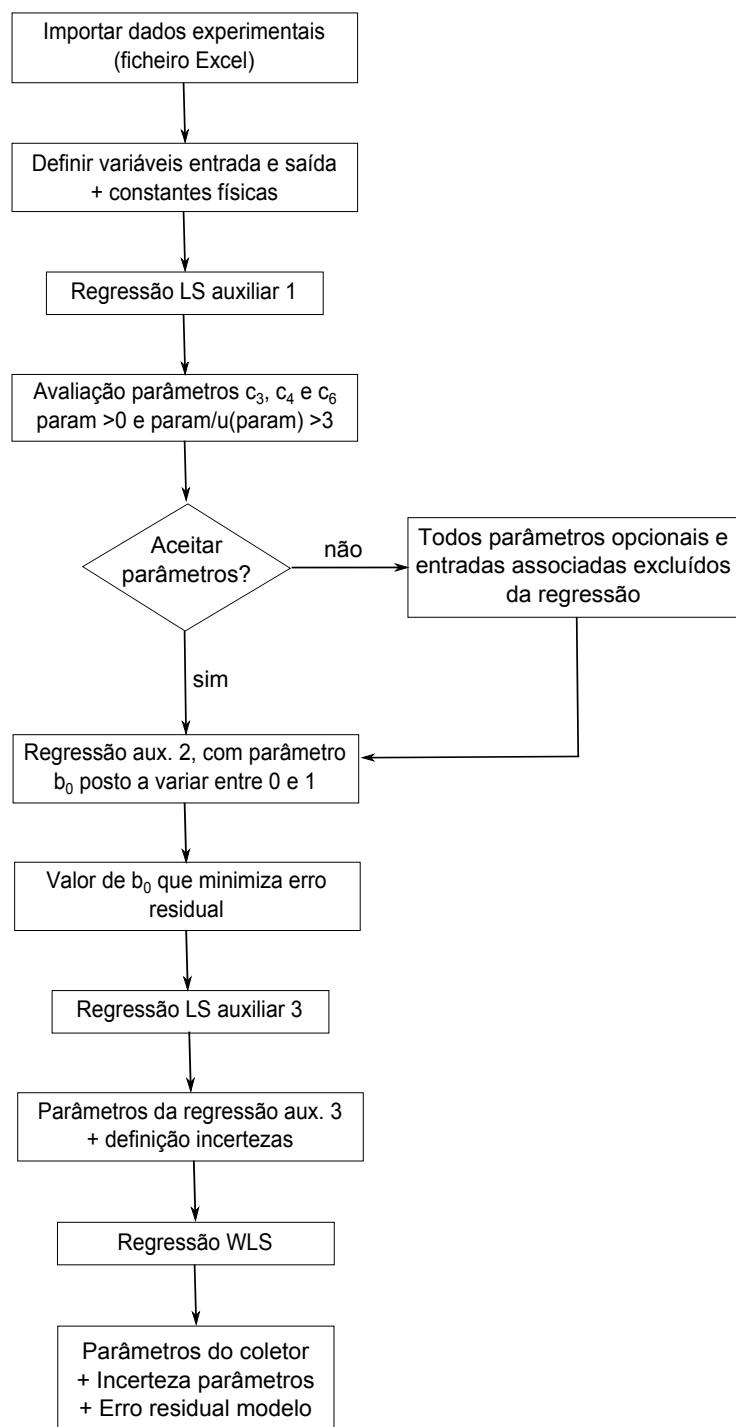


Figura A.1: Fluxograma do cálculo computacional aplicado para o cenário GUM+WLS: coletor ETC, modificador de ângulo de incidência por *dummy variables*

B

Variação ao número de ensaios de Monte Carlo

As tabelas B.1 e B.2 apresentam os valores dos parâmetros característicos do coletor de tubos de vácuo quando é variado o número de ensaios de Monte Carlo. É apresentado o erro residual assim como o tempo de computação para cada um dos diferentes valores de M .

Tabela B.1: Relação entre a variação do número de ensaios de Monte Carlo, os parâmetros característicos e o erro residual - coletor de tubos de vácuo, *dummy variables*

M	100	1.000	10.000	100.000	1.000.000
$F'(\tau\alpha)$	0,5549	0,5551	0,5551	0,5551	0,5551
$K_{\theta,b}(\theta_T = 5 - 10)$	0,9990	0,9987	0,9987	0,9987	0,9986
$K_{\theta,b}(\theta_T = 10 - 15)$	1,0057	1,0063	1,0063	1,0063	1,0063
$K_{\theta,b}(\theta_T = 15 - 20)$	1,0192	1,0185	1,0186	1,0186	1,0186
$K_{\theta,b}(\theta_T = 20 - 25)$	1,0302	1,0301	1,0301	1,0300	1,0300
$K_{\theta,b}(\theta_T = 25 - 30)$	1,0376	1,0373	1,0373	1,0374	1,0374
$K_{\theta,b}(\theta_T = 30 - 35)$	1,0409	1,0406	1,0403	1,0403	1,0403
$K_{\theta,b}(\theta_T = 35 - 40)$	1,0448	1,0442	1,0441	1,0442	1,0441
$K_{\theta,b}(\theta_T = 40 - 45)$	1,0287	1,0281	1,0281	1,0283	1,0283
$K_{\theta,b}(\theta_T = 45 - 50)$	1,0160	1,0164	1,0164	1,0164	1,0163
$K_{\theta,b}(\theta_T = 50 - 55)$	1,0242	1,0230	1,0228	1,0228	1,0228
$K_{\theta,b}(\theta_T = 55 - 60)$	1,1170	1,1176	1,1178	1,1177	1,1176
$K_{\theta,b}(\theta_T = 60 - 65)$	1,2425	1,2418	1,2420	1,2422	1,2420
$k_{\theta,d}$	0,9215	0,9216	0,9217	0,9217	0,9217
c_1	0,7668	0,7796	0,7788	0,7792	0,7790
c_2	0,0074	0,0072	0,0073	0,0073	0,0073
c_5	29161,2	29158,1	29189,6	29187,2	29185,6
Erro Residual [W/m^2]	25,3570	25,3327	25,3318	25,3327	25,3329
Tempo [min]	0,24	0,55	25,38	52,69	542,3

Tabela B.2: Relação entre a variação do número de ensaios de Monte Carlo, os parâmetros característicos e o erro residual - coletor de tubos de vácuo, equação polinomial

M	100	1.000	10.000	100.000	1.000.000
$F'(\tau\alpha)$	0,6236	0,6236	0,6237	0,6237	0,6237
b_0	-0,2754	-0,2734	-0,2734	-0,2734	-0,2734
b_1	0,6106	0,6072	0,6077	0,6071	0,6072
b_2	-2,6352	-2,6182	-2,6193	-2,6163	-2,6171
b_3	3,6710	3,6436	3,6433	3,6391	3,6406
b_4	-1,4942	-1,4791	-1,4777	-1,4762	-1,4770
$K_{\theta,d}$	0,9326	0,9425	0,9319	0,9319	0,9318
c_1	0,8605	0,8565	0,8557	0,8558	0,8559
c_2	0,0084	0,0085	0,0085	0,0085	0,0085
c_5	32935,1	32894,6	32933,1	32931,1	32931,2
Erro Residual [W/m^2]	13,4583	13,4585	13,4589	13,4589	13,4589
Tempo [min]	0,04	0,32	3,12	30,89	307,73